

VŠB – Technická univerzita Ostrava
Fakulta elektrotechniky a informatiky

BAKALÁŘSKÁ PRÁCE

2017

Jana Koštuříková

VŠB – Technická univerzita Ostrava
Fakulta elektrotechniky a informatiky
Katedra kybernetiky a biomedicínského
inženýrství

Extrakce retinálního cévního systému na základě
Gaborovy transformace

Retinal Blood Vessels Extraction based on the
Gabor Transformation

2017

Jana Košťuríková

VŠB - Technická univerzita Ostrava
Fakulta elektrotechniky a informatiky
Katedra kybernetiky a biomedicínského inženýrství

Zadání bakalářské práce

Student: **Jana Koštuříková**
Studijní program: B2649 Elektrotechnika
Studijní obor: 3901R039 Biomedicínský technik
Téma: **Extrakce retinálního cévního systému na základě Gaborovy transformace**
Retinal Blood Vessels Extraction based on the Gabor Transformation
Jazyk vypracování: čeština

Zásady pro vypracování:

1. Nastudování patologie a anatomie oka.
2. Nastudování problematiky retinálních záznamů.
3. Návrh a realizace segmentačního algoritmu s využitím Gaborovy transformace pro extrakci retinálního systému.
4. Testování segmentačního přístupu na reálných klinických datech.
5. Validace a hodnocení efektivity algoritmu.
6. Testování navrženého algoritmu pro kalkulaci tortuozity.
7. Zhodnocení závěrečné práce a závěr.

Seznam doporučené odborné literatury:

- [1] DOUGHERTY, Geof. Image analysis in medical imaging: recent advances in selected examples. *Biomedical Imaging and Intervention Journal*. vol.6(3), 2010. ISSN 1823-5530. DOI: 10.2349/bij.6.3.e32.
- [2] BEUTEL, Jacob, Harold L. KUNDEL a Richard L. VAN METTER. *Handbook of Medical Imaging*. vol. 1. Bellingham, Washington: SPIE Press, 2000. ISBN 0-8194-3621-6.
- [3] RANGAYYAN, Rangaraj M. *Biomedical Image Analysis*. Boca Raton: CRC Press, 2004. ISBN 978-0849396953.
- [4] MEYER-BASE, Anke. *Pattern Recognition for Medical Imaging*. San Diego: Academic Press, 2004. ISBN 978-0124932906.

Formální náležitosti a rozsah bakalářské práce stanoví pokyny pro vypracování zveřejněné na webových stránkách fakulty.

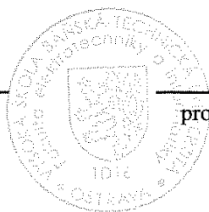
Vedoucí bakalářské práce: **Ing. Jan Kubíček**

Datum zadání: 01.09.2016

Datum odevzdání: 28.04.2017



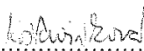
doc. Ing. Jiří Koziorek, Ph.D.
vedoucí katedry



prof. RNDr. Václav Snášel, CSc.
děkan fakulty

Prohlášení studenta

Prohlašuji, že jsem tuto bakalářskou práci vypracovala samostatně pod vedením Ing. Jana Kubička.
Uvedla jsem všechny literární prameny a publikace, ze kterých jsem čerpala.

.....


Jana Košťuríková

V Ostravě dne 9. dubna 2017

Poděkování

Ráda bych touto cestou poděkovala svému vedoucímu bakalářské práce panu Ing. Janu Kubíčkovi za jeho cenné rady a připomínky stejně tak jako za odborné konzultace. Dále pak i Oční klinice Fakultní nemocnice v Ostravě za poskytnutí reálných medicínských obrazových dat. Nakonec bych chtěla poděkovat své rodině i příteli za podporu a pochopení.

Abstrakt

Cílem této bakalářské práce je vytvořit algoritmus v MATLABu pro segmentaci retinálního cévního řečiště pomocí Gaborovy transformace a následné hromadné testování všech dostupných datasetů touto procedurou. Vytvořený algoritmus pro segmentaci cév byl testován nejen na anonymním datasetu poskytnutý Centrem pro děti s vadami zraku Oční kliniky Fakultní nemocnice v Ostravě (FNO), ale také na snímcích z volně přístupných databází DRIVE a STARE.

V poslední části byl otestován již vytvořený algoritmus pro měření tortuozity cév na snímcích z RetCam3. Algoritmus pro zhodnocení křivosti cév byl testován na obrazových datech pouze z FNO, jelikož tito dětské pacienti trpí retinopatií nedonošených.

Klíčová slova

Segmentace; retina; tortuozita; cévní řečiště; Gaborova transformace; Vlnková transformace s Morletovou vlnkou; retinopatie nedonošených dětí; RetCam3; fundus kamera; MATLAB

Abstract

The aim of this thesis is created algorithm in MATLAB for segmentation of blood vessels based on Gabor Transformation and follow-up mass testing all available datasets with this procedure. Created algorithm for segmentation of blood vessels was tested not only on anonymous dataset by Ophthalmologic clinic in Ostrava (FNO) but also on freely accessible outputs by database DRIVE and STARE.

Already created algorithm for measuring tortuosity of vessels was tested on outputs by RetCam3 in the last part. Algorithm for evaluation tortuosity was tested just on photos from University Hospital Ostrava (FNO), because these children's patients have Retinopathy of Prematurity.

Key words

Segmentation; retina; tortuosity; blood vessels; Gabor transform; Morlet wavelet transform; retinopathy of prematurity; RetCam3; fundus camera; MATLAB

Obsah

Seznam ilustrací a tabulek.....	10
1 Úvod.....	14
2 Anatomie lidského oka.....	15
2.1 Cévní zásobení sítnice.....	17
3 Patologie lidského oka	18
3.1 Patologie spojivky	18
3.2 Patologie rohovky	20
3.3 Patologie skléry	23
3.4 Patologie sklivce	24
3.5 Patologie sítnice	24
3.6 Patologie živnatky	28
3.7 Patologie čočky	29
4 Retinopatie nedonošených (ROP)	31
4.1 Tortuozita	32
5 RetCam3.....	33
5.1 Využití.....	33
5.2 Technické parametry	34
6 Fundus kamera	35
6.1 Fyzikální princip	35
6.2 Využití.....	35
6.3 Fundus kamera Canon CR-1	36
6.3.1 Technická specifikace	37
7 Databáze retinálních obrazových dat	38
8 Rešeršní část.....	39
8.1 Detekce přerušení papilárních linií otisku prstu a jejich rekonstrukce.....	39
8.2 Experimenty se snímky sítnice oka	42
8.3 Small retinal vessels extraction towards proliferative diabetic retinopathy screening.....	45
8.4 Automatic segmentation of coronary arteries using Gabor filters and thresholding based on multiobjective optimization.....	48
8.5 Retinal Vessel Segmentation Using the 2-D Morlet Wavelet and Supervised Classification	50
9 Algoritmus pro segmentaci obrazu.....	54

9.1	Předzpracování obrazu	54
9.1.1	RGB model a G kanál	54
9.1.2	Jasová transformace	55
9.1.3	Ostření obrazu	55
9.1.4	Adaptace histogramu	56
9.1.5	Mediánová filtrace.....	56
9.2	Segmentace obrazu.....	57
9.2.1	Gaborova transformace	57
9.2.2	Model lineární regrese.....	60
10	Testování na reálných datech	62
10.1	Fundus snímky	63
10.2	RetCam3 snímky	70
11	Evaluace segmentace na základě ROC křivky	76
11.1	Výsledky ROC snímků z fundus kamer databázi DRIVE a STARE	77
11.2	Výsledky ROC snímků z RetCam3 z FNO	84
12	Testování navrženého algoritmu pro výpočet tortuozity na snímcích z FNO	90
13	Závěr	92
	Seznam literatury	94
	Seznam příloh	98

Seznam ilustrací a tabulek

Obrázek 1 Oční bulbus a jeho části [23]	15
Obrázek 2 Schéma polohy a spojení neuronů v sítnici [3].....	16
Obrázek 3 Retina [25]	17
Obrázek 4 Lokalizace ROP na sítnici [24].....	31
Obrázek 5 Schéma různých fenotypů cév zasažených tortuozitou (zleva – zakřivení, zalomení, smyčka, zkroucení) [19]	32
Obrázek 6 RetCam3 od Clarity Medical Systems [8]	33
Obrázek 7 Retinální snímek zachycen RetCam3 [26].....	34
Obrázek 8 Canon CR-1 z předolevé strany [15]	36
Obrázek 9 Canon CR-1 z pravo-zadní strany [15]	36
Obrázek 10 Retinální pozadí zachyceno fundus kamerou Canon CR-1 [27].....	36
Obrázek 11 Ukázka snímku z databáze DRIVE z testovacího setu a jeho dva manuální segmentované výsledky [20].....	38
Obrázek 12 Ukázka snímku z databáze STARE s manuálními segmentacemi zleva od Adama Hoovera a Valentiny Kouznetsové [21].....	38
Obrázek 13 Odstranění přerušení papilárních linií pomocí daného algoritmu, vlevo je obraz vstupní a napravo výstupní	40
Obrázek 14 Papilární linie upraveny pomocí Gaborova filtru	41
Obrázek 15 Rotace jádra Gaborova filtru od 0 ° až 165 ° s krokem 15 °	42
Obrázek 16 Výsledky s pootočeným jádrem s krokem 15 ° aplikované na vstupní obrázek.....	43
Obrázek 17 Výsledky s jádrem pootočeným s krokem 15 °	43
Obrázek 18 Výsledný snímek složený z dílčích snímků postupným vybíráním relativně nejsvětlejších pixelů.....	43
Obrázek 19 Výsledek spojení dílčích snímků metodou váženého součtu (weighted sum).....	43
Obrázek 20 Blokové schéma celého procesu včetně Gaborova filtru.....	44
Obrázek 21 Nahoře je originální obrázek retiny, vlevo dole je obrázek po segmentaci a vpravo je snímek po segmentaci popsanou v práci, shoda je 80 %	45
Obrázek 22 Algoritmus s Gaborovým filtrem a CLAHE.....	47
Obrázek 23 Výsledky segmentace výše popsaného algoritmu (vpravo), zleva je originální snímek a následuje ground truth snímek	48
Obrázek 24 Porovnání různých metod s metodou využití Gaborova filtru, nahoře je originální rentgenový snímek, ve druhé řadě snímek segmentace (ground-truth), dále pak výsledky metod se shodným filtrem (Matched filters), Li et al., Tsai et al., Wang et al., Qian et al. a poslední řada odpovídá výsledku, kde byl užit Gaborův filtr.....	50
Obrázek 25 Vlevo je výstup reálné složky, vpravo imaginární (Rozdílná reprezentace pro 2D Morletovu vlnku s parametry $\epsilon = 8$ a $k0 = 0,3$)	52
Obrázek 26 Maximální modul Morletovy vlnkové transformace přes úhly, pro rozsahové parametry $a = 2$ a $a = 4$ a nezměněné parametry $\epsilon = 8$ a $k0 = 0,3$	52
Obrázek 27 Proces předzpracování obrazových dat z RetCam3.....	54
Obrázek 28 Extrakce G kanálu u kontrastního nativního snímku Z RetCam3	54
Obrázek 29 Extrakce kanálů z kontrastního nativního snímku z RetCam3	55
Obrázek 30 Aplikace jasové transformace na monochromatická retinální data	55

Obrázek 31 Snímek po aplikaci ostření (vpravo), po jasové transformaci (vlevo).....	56
Obrázek 32 Snímek po ostření (vlevo) a po aplikaci adaptivního histogramu (vpravo).....	56
Obrázek 33 Proces mediánové filtrace (vpravo) z adaptace histogramu (vlevo).....	57
Obrázek 34 Principiální schéma algoritmu pro segmentaci cévního řečiště na základě Gaborovy transformace.....	57
Obrázek 35 Jádro reálné (vlevo) a imaginární (vpravo) části Gaborova filtru při nastavení: $\sigma = 10$, $\theta = \pi/3$, $F = 0.04$ v MATLABU	58
Obrázek 36 Jádro reálné (vlevo) a imaginární (vpravo) části Gaborova filtru při nastavení: $\sigma = 5$, $\theta = \pi/3$, $F = 0.3$ v MATLABU	58
Obrázek 37 Odezva na Gaborovu vlnku (vpravo) s proměnnými parametry jádra (vlevo dole reálná, vpravo imaginární část) $\sigma = 2:2:8 \cdot scale$, $\theta = \pi/8:\pi/8:\pi - \pi/8$, $F = 0.1:0.1:0.3$ v MATLABU z DRIVE databáze.....	59
Obrázek 38 Odezva na Gaborovu vlnku (vpravo) s proměnnými parametry jádra (vlevo dole reálná, vpravo imaginární část) $\sigma = 2:2:8 \cdot scale$, $\theta = \pi/8:\pi/8:\pi - \pi/8$, $F = 0.1:0.1:0.3$ v MATLABU z DRIVE databáze.....	60
Obrázek 39 Testovací obraz (vlevo), „zlatý standard“ (uprostřed) a výstup GLM modelu (vpravo)...	61
Obrázek 40 Segmentace cévního řečiště pro získání „zlatého standardu“ pro RetCam3 snímky	62
Obrázek 41 Ukázka „zlatého standardu“ (uprostřed) ze segmentace pomocí morfologických operací ([34]), vlevo nativní snímek z RetCam3 a napravo je GLM model.....	63
Obrázek 42 Ukázka optimalizovaného výstupu (vpravo, ze STARE databáze) s nastavenými parametry č. 1; zleva nativní snímek, GLM model.....	64
Obrázek 43 Ukázka optimalizovaného výstupu (vpravo, ze STARE databáze) s nastavenými parametry č. 2; zleva nativní snímek, GLM model.....	66
Obrázek 44 Ukázka optimalizovaného výstupu (vpravo, z DRIVE databáze) s nastavenými parametry č. 3; zleva nativní snímek, GLM model.....	68
Obrázek 45 Komputační náročnost výpočtu Gaborovy transformace snímků z DRIVE databáze se změnami parametrů.....	69
Obrázek 46 Komputační náročnost výpočtu Gaborovy transformace snímků ze STARE databáze se změnami parametrů.....	69
Obrázek 47 Ukázka optimalizovaného výstupu s vyšším kontrastem (vpravo, z FNO) s nastavenými parametry č. 1; zleva nativní snímek, GLM model.....	71
Obrázek 48 Ukázka optimalizovaného výstupu s vyšším kontrastem (vpravo, z FNO) s nastavenými parametry č. 2; zleva nativní snímek, GLM model.....	72
Obrázek 49 Ukázka optimalizovaného výstupu s vyšším kontrastem (vpravo, z FNO) s nastavenými parametry č. 3; zleva nativní snímek, GLM model.....	73
Obrázek 50 Srovnání výstupů s parametry (zleva) č. 1, č. 2 a č. 3	73
Obrázek 51 Demonstrace redukování obrazové matice ze snímků z RetCam3 z FNO	75
Obrázek 52 ROC křivka s AUC 0.97 z databáze DRIVE s parametry č. 1.....	78
Obrázek 53 ROC křivka s AUC 0.97 z databáze STARE s parametry č. 1	79
Obrázek 54 ROC křivka s AUC 0.98 z databáze DRIVE s parametry č. 2.....	80
Obrázek 55 ROC křivka s AUC 0.98 z databáze STARE s parametry č. 2	81
Obrázek 56 ROC křivka s AUC 0.98 z databáze DRIVE s parametry č. 3.....	82
Obrázek 57 ROC křivka s AUC 0.95 z databáze STARE s parametry č. 3	83
Obrázek 58 AUC se snímky s různě nastavenými parametry z databáze DRIVE	83

Obrázek 59 AUC se snímky s různě nastavenými parametry z databáze STARE.....	83
Obrázek 60 ROC křivka s AUC 0.82 z FNO s parametry č. 1.....	85
Obrázek 61 Ukázka „zlatého standardu“ na snímku s menším kontrastem; vlevo nativní snímek, uprostřed „zlatý standard, napravo výstup modelu GLM	85
Obrázek 62 Ukázka optimalizovaného výstupu (vpravo); nativní snímek vlevo a GLM model uprostřed	85
Obrázek 63 ROC křivka s AUC 0.93 z FNO s parametry č. 2.....	86
Obrázek 64 ROC křivka s AUC 0.91 z FNO s parametry č. 3.....	87
Obrázek 65 ROC křivka s různými AUC s rozdílnou redukcí stejného snímku z FNO	89
Obrázek 66 Postup pro výpočet tortuozity	90
Obrázek 67 Model tortuozity s prahovací hodnotou 10 ° (vlevo dole) a 50 ° (vpravo dole), nativní obraz s binárním obrazem – skeletem (nahore) na snímku z RetCam3	91
Obrázek 68 Model tortuozity s prahovací hodnotou 10 ° (vlevo dole) a 50 ° (vpravo dole), nativní snímek s binárním obrazem – skeletem (nahore) na obrazovém datu z RetCam3	91
Tabulka 1 Přehled patologie spojivky [1]	18
Tabulka 2 Přehled patologie rohovky [1].....	20
Tabulka 3 Přehled patologie skléry [1]	23
Tabulka 4 Přehled patologie sklivce [1].....	24
Tabulka 5 Přehled patologie sítnice [1].....	24
Tabulka 6 Přehled patologií uvey [1].....	28
Tabulka 7 Přehled patologií čočky [1]	29
Tabulka 8 Technická specifikace přístroje RetCam3 [8]	34
Tabulka 9 Technická specifikace fundus kamery Canon CR-1 [15].....	37
Tabulka 10 Výsledky úspěšnosti úpravy pomocí navrženého algoritmu.....	42
Tabulka 11 Přesnost metody	48
Tabulka 12 Výsledky pro různé klasifikační metody s různými parametry; Az indikuje plochu pod křivkou ROC, zatímco přesnost je skupina správně klasifikovaných pixelů	53
Tabulka 13 Nastavené hodnoty při segmentaci cévního řečiště pomocí morfologických operací k získání „zlatého standardu“	63
Tabulka 14 Nastavené parametry Gaborova filtru č. 1	64
Tabulka 15 Komputační náročnost snímků z databáze DRIVE s parametry č. 1	64
Tabulka 16 Komputační náročnost snímků z databáze STARE s parametry č. 1	65
Tabulka 17 Nastavené parametry Gaborova filtru č. 2	65
Tabulka 18 Komputační náročnost snímků z databáze DRIVE s parametry č. 2	66
Tabulka 19 Komputační náročnost snímků z databáze STARE s parametry č. 2.....	67
Tabulka 20 Nastavené parametry Gaborova filtru č. 3	67
Tabulka 21 Komputační náročnost snímků z databáze DRIVE s parametry č. 3	68
Tabulka 22 Komputační náročnost snímků z databáze STARE s parametry č. 3	68
Tabulka 23 Změna ROC snímků ze STARE bez předzpracování a s předzpracováním	70
Tabulka 24 Nastavené parametry Gaborova filtru č. 1	70
Tabulka 25 Komputační náročnost snímků z FNO s parametry č. 1.....	71
Tabulka 26 Nastavené parametry Gaborova filtru č. 2	72
Tabulka 27 Komputační náročnost snímků z FNO s parametry č. 2.....	72

Tabulka 28 Nastavené parametry Gaborova filtru č. 3	73
Tabulka 29 Komputační náročnost snímků z FNO s parametry č. 3.....	73
Tabulka 30 Komputační náročnost snímků z RetCam3 s redukcí obrazové matice	74
Tabulka 31 Klasifikační tabulka pro ROC analýzu [44]	76
Tabulka 32 Evaluace na základě ROC křivky snímků z databáze DRIVE s parametry č. 1	78
Tabulka 33 Evaluace na základě ROC křivky snímků z databáze STARE s parametry č. 1	79
Tabulka 34 Evaluace na základě ROC křivky snímků z databáze DRIVE s parametry č. 2	80
Tabulka 35 Evaluace na základě ROC křivky snímků z databáze STARE s parametry č. 2.....	81
Tabulka 36 Evaluace na základě ROC křivky snímků z databáze DRIVE s parametry č. 3	82
Tabulka 37 Evaluace na základě ROC křivky snímků z databáze STARE s parametry č. 3.....	82
Tabulka 38 Evaluace na základě ROC křivky snímků z FNO s parametry č. 1.....	84
Tabulka 39 Evaluace na základě ROC křivky snímků z FNO s parametry č. 2.....	86
Tabulka 40 Evaluace na základě ROC křivky snímků z FNO s parametry č. 3.....	87
Tabulka 41 Evaluace pomocí ROC analýzy na snímcích z RetCam3 s redukcí obrazové matice (s parametry č. 1)	88

1 Úvod

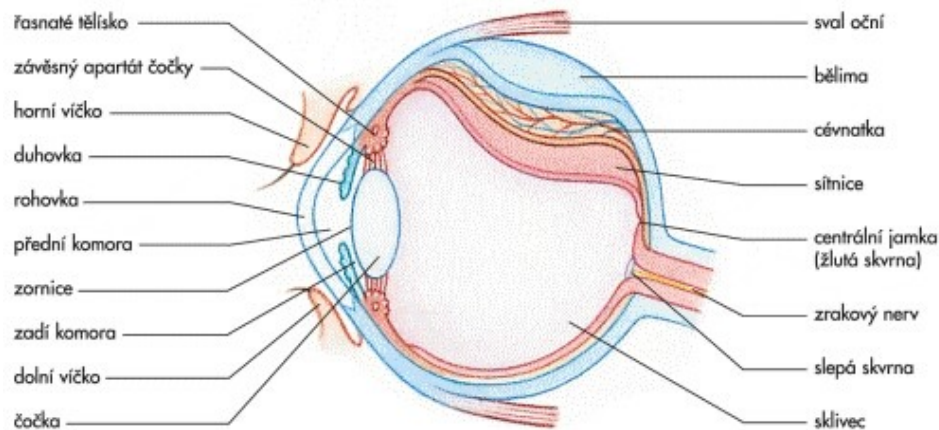
Tato bakalářská práce vznikla díky spolupráci Oční kliniky Fakultní nemocnice v Ostravě. Hlavním podnětem bylo inovování dosavadního vytvořeného algoritmu, kde se pro segmentaci cév využívaly morfologické operace. Tento algoritmus se nejevil jako účinný, díky diskontinuitám ve svém výsledku. V této práci se pro segmentaci cév využívá Gaborovy transformace, respektive Vlnkové transformace s Gaborovou vlnkou.

Tento algoritmus se implementuje nejen na obrazová data z Oční kliniky pořízené přístrojem RetCam3, ale rovněž na selektované snímky ze dvou databází, DRIVE a STARE pocházející z fundus kamer.

Dalším důležitým bodem je testování algoritmu pro zhodnocení tortuozity cév u onemocnění retinopatie nedonošených ze snímků poskytnutých FNO. Závažnost tohoto symptomu nemá sjednocená měřítka, hodnotí se subjektivně jednotlivými lékaři pozorováním nebo pomocí křivítka. Tento přístup je zatížen variabilní subjektivní chybou, která je závislá na zkušenostech konkrétního oftalmologa. Segmentační algoritmus přináší možnost automatického modelování a konsekventní extrakce retinálního cévního systému v podobě binární mapy s cílem konsekventní objektivizace tortuozity cévního systému v podobě analýzy strmosti cévních elementů.

2 Anatomie lidského oka

Nejdůležitější součástí zrakového orgánu je **oční koule** (lat. *bulbus oculi*, Obrázek 1), která představuje vlastní smyslový orgán. Z jeho zadní části vystupuje zrakový nerv, který zachycenou informaci převádí přes zrakovou dráhu do centra. Oční koule je uložena v kostní schránce, **očnici** (lat. *orbita*), v jejímž hrotu se nachází *canalis opticus*, kterým zrakový nerv prostupuje do dutiny lebeční. Stěna oční koule je tvořena třemi koncentrickými vrstvami: zevní vrstva (lat. *tunica fibrosa*), střední vrstva (lat. *tunica vasculosa*), vnitřní vrstva (lat. *tunica nervosa*). [1, 2]



Obrázek 1 Oční bulbus a jeho části [23]

Zevní vrstvu tvoří **bělma** (lat. *sclera*) a **rohovka** (lat. *cornea*). Bělma zaujímá zadních 5/6 povrchu, rohovka v přední části zbylou 1/6. Skléra je stavební a funkční podpůrná tkáň tvořena hustým kolagenním vazivem, které se skládá z paralelně uspořádaných křížících se plochých svazků kolagenních vláken a pouze z omezeného množství fibroblastů a základní hmoty. Udržuje tvar a poskytuje bulbu mechanickou ochranu. V oblasti limbu přechází bělma v rohovku, která tvoří přední vyklenutý průhledný obal bulbu. Mezi rohovkou a duhovkou se nachází přední komora oční (lat. *camera anterior bulbi*) vyplněná komorovou vodou (lat. *humor aquosus*). [1]

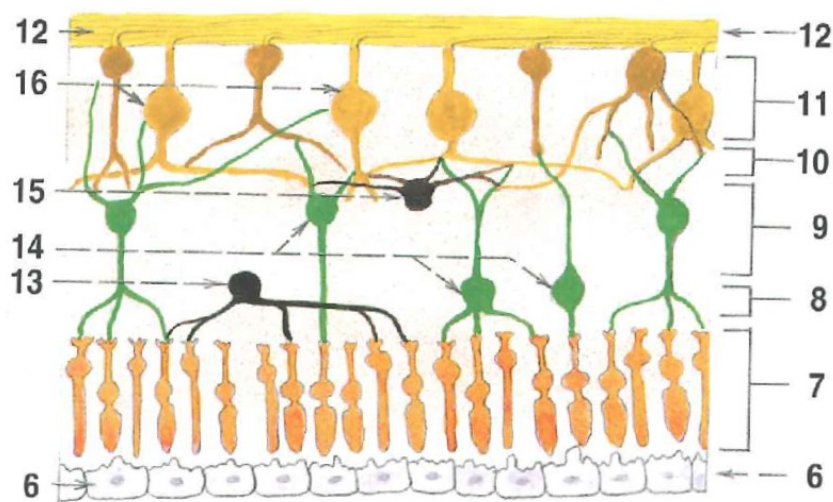
Střední vrstvu tvoří **živnatka** (lat. *uvea*), jež je tvořena řídkým kolagenním vazivem s obsahem četných cév a melanocytů. Tyto pigmentové buňky společně s pigmentovým epitelem vytváří černou komoru bránící odrazu světla uvnitř oka. Část živnatky od výstupu zrakového nervu k oblasti *ora serrata*¹ se nazývá **cévnatka** (lat. *choroidea*). Kapiláry cévnatky zprostředkovávají optické části sítnice výživu. Přední část živnatky se mění v **řasnaté těleso** (lat. *corpus ciliare*) a **duhovku** (lat. *iris*). Pomocí závěsného aparátu se k řasnatému tělesu upíná bikonvexní² čočka (lat. *lens crystallina*). Duhovka má vzhled cirkulární ploténky s kruhovým otvorem uvnitř (*pupilla*). Průsvit zornice upravují dva svaly duhovky, svěrač (lat. *m. sphincter pupillae*) ovládaný parasymptikem a rozvěrač (lat. *m. dilatator pupillae*) ovládaný sympatikem. Množství pigmentových buněk rozhoduje o výsledném zbarvení, jestliže je melanin pouze na pigmentovém epitelu zadního okraje duhovky, oko je modré. Mezi

¹ Přechod mezi světločivnou částí sítnice a částí sítnice pokrývající oblast řasnatého tělesa.

² Dvojnásobně zakřivená.

iris a přední plochou sklivce se nachází zadní komora oční (lat. *camera posterior bulbi*) rovněž vyplněnou komorovou tekutinou. [1, 3]

Ve vnitřní vrstvě se nachází **sítnice** (lat. *retina*), jež vznikla jako výchlípka mezimozku (lat. *diencefalon*). Je to průhledná blanka o síle 0.1 až 0.25 mm. Podle přítomnosti světločivných buněk lze rozdělit retinu na *pars optica* a *pars caeca*. *Pars caeca* postrádá oproti *pars optica* fotoreceptory a nervové buňky, tyto části se setkávají v místě *ora serrata*. Oblast se světločivnými a nervovými buňkami se skládá z deseti vrstev. Tyto vrstvy jsou navzájem pomocí synapsí propojené, jak můžeme vidět na následujícím obrázku (Obrázek 2). Zevní vrstva, přivrácená k cévnatce, je složena z pigmentového epitelu a ten je v kontaktu se zevními segmenty tyčinek a čípků. Světločivné buňky jsou prvními neurony sítnice a jsou rovněž uspořádány směrem k vnitřnímu prostředí oka vyplněného **sklivcem** (lat. *corpus vitreum*). Sklivce vyplňuje asi 4/5 nitroočního obsahu. Střední vrstvu buněk, uprostřed tloušťky sítnice, tvoří bipolární nervové buňky, jež jsou druhými neurony sítnice. Nakonec vnitřní vrstvu buněk nacházející se nejbližší nitroočnímu povrchu sítnice je vrstva gangliových buněk představující třetí neurony sítnice. [1, 2, 3]



Popisek

- 6 vrstva pigmentového epitelu retiny
- 7 vrstva tyčinek a čípků
- 8 vrstva synapsí a dendritů bipolárních buněk
- 9 vrstva těl a jader bipolárních buněk
- 10 vrstva synapsí mezi axony bipolárních buněk a dendrity gangliových buněk sítnice
- 11 vrstva těl gangliových buněk tvořících *ganglion nervi optici*
- 12 vrstva nervových vlánek (axonů buněk *ganglion nervi optici*)

Obrázek 2 Schéma polohy a spojení neuronů v sítnici [3]

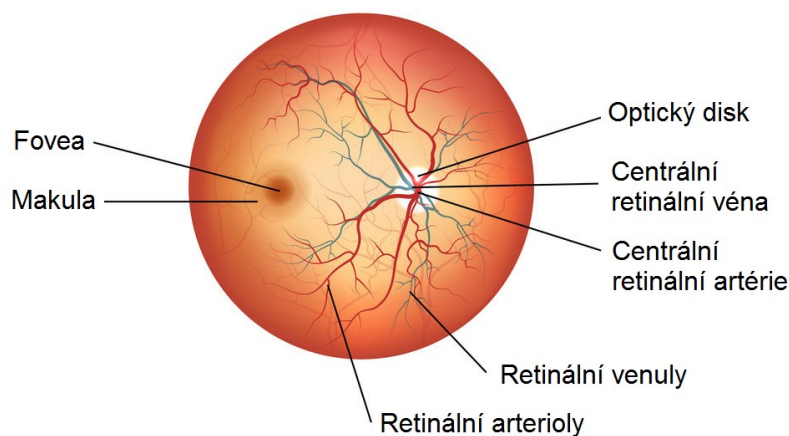
V lidské retině je asi 5 miliónů čípků a 140 miliónů tyčinek, přičemž se během stárnutí počet čípků nemění, zato počet tyčinek klesá o 30 %. Tyčinky jsou specializovány na vnímání světelných rozdílů i za velmi nízkých hladin osvětlení, zato čípky se uplatňují za jasného světla. Tyčinky jsou senzitivní zvláště v modrozelené oblasti (skotoptické vidění), zatímco čípky umožňují zrakovou ostrost s možností barevného vidění (fotoptické vidění). Existují tři druhy čípků: S, M, L. Písmena značí čípky podle jejich citlivosti ke krátkým, středním a dlouhým vlnovým délkám viditelného světla. Všechny fotoreceptory jsou složeny ze zevního segmentu obsahující zrakový pigment a vnitřního segmentu, v němž se uskutečňují metabolické procesy. [1, 3]

Část sítnice, jež leží v zorné ose oka, je předurčena pro nejostřejší vidění, nazývá se žlutá skvrna (lat. *macula lutea*), jelikož je tato oblast lehce zelenožlutě zbarvena. Nachází se zde jamka (lat. *fovea centralis maculae*), ve které jsou koncentrovány hlavně čípky, je jich kolem 115 tisíc. Vlastní centrální vidění obsahuje s nejvyšší rozlišovací schopností asi 2500 čípků, přičemž každý čípek má svou bipolární gangliovou buňku. Směrem do periferie se na bipolární gangliové buňky pojí čím dál více fotoreceptorů a tím se snižuje rozlišovací schopnost sítnice. Místo, kde se sbíhají všechna nervová vlákna gangliových buněk, se označuje jako tzv. slepá skvrna, nevyskytují se zde žádné fotoreceptory. [1]

2.1 Cévní zásobení sítnice

Sítnice je vyživována ze dvou systémů, ze sítnicových a choroidálních cév pocházejících z *arteria ophthalmica*. Sítnicové cévy (lat. *arteria centralis retinae*) zásobují vnitřní vrstvy a zevní vrstvy (tyčinky a čípky) jsou zásobovány kapilárami cévnatky. Centrální sítnicová artérie se po výstupu z papily zrakového nervu dělí na horní a dolní arterie a dále pak na nazální a temporální. Obvykle po prvním větvení ztrácejí elastická vlákna a svou vnitřní elastickou membránu, stávají se arterioly. Centrální retinální artérie je konečnou, nemá žádné významné anastomózy. Při ucpání *arteria centralis retinae* ještě před jejím větvením dochází k náhlé úplné ztrátě vidění. Na retině se objeví bělavý edém, ovšem makula červeně kontrastuje díky choroidee. Ve fovee kapiláry zcela chybí, ta je vyživována *choriokapilaris* cévnatky. [3, 10]

Arterie a vény probíhají ve vrstvě nervových vláken, kdežto arterioly a venuly prostupují do hlubších vrstev. Žíly většinou vedou souběžně s artériemi a sbíhají se směrem k papile do *vena centralis retinae*. [3]



Obrázek 3 Retina [25]

3 Patologie lidského oka

Každé oční onemocnění se dříve či později projeví subjektivními potížemi různých charakterů a stupňů. Příznaky mohou být více méně typické pro daná onemocnění. Může to být např. bolest oka a jeho okolí, světloplachost, slzení, zarudnutí oka či jeho okolí, nejasné vidění, světelné vjemy jako jiskření nebo tzv. plovoucí mušky... [4]

V následujících podkapitolách je pouhý souhrn několika různých nefyziologických stavů jednotlivých vybraných částí oka. Ve 4. kapitole bude popsána retinopatie předčasně narozených dětí.

3.1 Patologie spojivky

Mezi patologie spojivky řadíme záněty čili konjunktivitidy. Mohou se zde objevit také degenerativní onemocnění, traumatické změny na spojivce nebo nádory. [1]

Při základním vyšetření šterbinovou lampou můžeme hodnotit překrvení, otok, hypersekreci slz, papilární reakci (hyperplazie epitelu), folikulární reakci (tvorba lymfoidních uzlíků), pseudomembrány a membrány, zvětšení lymfatických uzlin, panus (vrůstání vaziva pod epitel rohovky), podspojivkové krvácení. [1]

Tabulka 1 Přehled patologie spojivky [1]

Druh onemocnění	Název onemocnění	Popis
Záněty (infekční)	Virové konjunktivitidy	Nejčastější; rychlý nástup; pocit písku v očích, otok, překrvení, zvýšená sekrece; nejčastější příčinná agens je adenovirus
	Bakteriální konjunktivitidy	Nejčastěji v zimě a na jaře; hnisavá/hlenohnisavá sekrece, překrvení, otok víček; tvoří asi 5 % všech spojivkových zánětů
	Chlamydiové konjunktivitidy	Chronické folikulární záněty spojivky; původcem jsou chlamydie (intracelulární parazité); tvorba inkluzí (částec) v epitelových buňkách; většinu infekcí u lidí působí <i>Chlamydia trachomatis</i> , jež je příčinou slepoty v zemích třetího světa
	Plísňové konjunktivitidy	Ve vyspělých zemích a v našem pásmu zřídka se vyskytující; často spojeno s poraněním v přírodě; šedavé ložiska neostrých okrajů; agens v našem pásmu jsou <i>Candida</i> a <i>Cryptococcus</i> , v oblastech jižních <i>Fusarium</i> a <i>Aspergillus</i>

	Parazitární konjunktivitidy	U nás vzácné; způsobuje ji např. <i>Trichinella spiralis</i> , <i>Loa loa</i> ...
Záněty (neinfekční)	Alergické konjunktivitidy	Spojivka je častým místem reakce antigenů s lymfatickým systémem; dilatace kapilár, edém, svědění, pálení, otok...
	Autoimunitní konjunktivitidy	Mohou následovat autoimunitní/puchýřnatá onemocnění, např. oční jizevnatý pemfigoid (chronický jizevnatý zánět s puchýřky a vředy na sliznici nosu, ústní dutiny...), pemfigus vulgaris (výskyt bul na kůži a sliznicích, oční postižení není časté), <i>dermatitis herpetiformis</i> (oči jsou postiženy výjimečně)
Degenerativní onemocnění	Pinguecula	Časté; žlutobělavé ztlustění spojivky v oblasti oční štěrby
	Pterygium	Trojúhelníková hyperplazie fibrovaskulární tkáně spojivky
	Spojivkové konkrementy a retenční cysty	Konkrementy (žlutobělavá usazenina díky kalcifikaci v slzných žlázách), cysty (drobné tenkostěnné útvary naplněné serózní tekutinou)
	Amyloidóza	Eozinofilní hyalinní materiál ve stromatu spojivky v podpůrné tkáni
	Xeróza spojivky	Vysychání v důsledku avitaminózy A
Syndrom suchého oka	-	Jedna z nejčastějších očních chorob; je charakterizován očními symptomy a změnou očního povrchu; je to vyvoláno nestabilitou slzného filmu či hyperosmolaritou; terapie musí být komplexní z důvodu souvislosti nemoci s povoláním, genetickou dispozicí a zevním prostředím
Primární benigní/maligní nepigmentové nádory	Dermoidy	Benigní; žlutobělavý okrouhlý tumor prorůstající různě hluboko do stromatu rohovky
	Epitelové nádory	Benigní; cysty vznikající po operaci, úrazech či spontánně
	Karcinom <i>in situ</i>	Maligní; v oblasti limbu
	Spinocelulární karcinom	Maligní; nejčastěji na limbu
	Karcinom mazových žláz	Maligní; zřídka se vyskytující

Benigní/maligní melanotické nádory	Benigní pigmentové léze	Kongenitální epitelová melanóza – vrozené pihy či větší skvrny na spojivce obou očí; benigní získaná melanóza – u jedinců tmavé pleti; oční melanocytóza – modrý névus; névus – hamartom ³ , nejčastější nádor spojivky...
	Maligní pigmentové léze	Maligní melanom – při limbu, vznikají z 80 % <i>de novo</i> nebo z primární melanózy; metastazuje
Benigní/maligní nádory krevních cév	Teleangiektázie	Benigní; rozšíření cév
	Hemangiom	Benigní; kavernózní proliferace cév
	Kaposiho sarkom	Maligní; temně červený
Benigní/maligní nádory lymfatických cév	Lymfangiektázie	Dilatované lymfatické tubuly po úraze či zánětu
	Lymfangiom	Vzniká proliferací elementů lymfatických cév
	Lymfoidní hyperplazie	Akumulace lymfatických folikulů převážně s T-lymfocyty
	Lymfom	Může být omezen pouze na spojivku nebo je projevem systémového maligního lymfomu
Sekundární nádory	Metastázy	Vzácné; jednostranně se vyskytující
	Leukemické infiltráty	Růžově zbarvené

3.2 Patologie rohovky

Klinickými známkami rohovkových onemocnění může být například rohovkové jizvy, povrchová či hloubková patologická vaskularizace, edém nebo keratitidy. Infekční záněty jsou v dnešní době jednou z hlavních příčin slepoty. V následující tabulce naleznete souhrn nemocí. [1]

Tabulka 2 Přehled patologie rohovky [1]

Druh onemocnění	Název onemocnění	Popis
Vrozené vady	Anomálie velikosti rohovky	Mikrokornea – průměr je menší než 10 mm; megalokornea – průměr rohovky je větší než 12.8 mm
	Anomálie rohovkového zakřivení	<i>Cornea ovalia</i> – horizontální/vertikální zakřivení se liší od fyziologických hodnot; <i>keratoconus posterior</i> – může způsobit myoptický astigmatismus (vnitřní zakřivení > přední s fyziologickými hodnotami, výskyt

³ Normální tkáň s nesprávnou lokací připomínající rakovinou tkáň.

		kráterů); <i>keratoglobus</i> – celá rohovka ztenčená a kulovitě zakřivená; <i>cornea plana</i> – malé zakřivení (20–30 D) rohovka je na periferiích nebo v centru až neprůhledná...
	Anomálie transparence rohovky	Difúzní rohovkové zákaly (patří zde i <i>cornea plana</i>), centrální a periferní zákaly
Vrozené metabolické vady	Vady metabolismu aminokyselin	Cystinóza – ukládání krystalů hlavně v periferiích; tyrozinemie – vzácná
	Vady metabolismu cukrů	Mukopolysacharidózy; oligosacharidózy; dyslipoproteinemie; lipidózy
	Vady metabolismu mědi	Wilsonova choroba – usazeniny mědi v podobě oranžového, hnědého nebo zeleného prstence
Dystrofie⁴ a ektázie⁵	Epitelové rohovkové dystrofie	Meesmannova dystrofie – vzácná, cysty; dystrofie bazální membrány epitelu – nejčastější; recidivující dědičně vázaná eroze – dominantně dědičná
	Dystrofie Bowmanovy vrstvy ⁶	Reisova-Bücklersova dystrofie – proliferace mikrofibril
	Stromální rohovkové dystrofie	Granulární dystrofie – ukládání eoziofilních depozit hyalinu; makulární dystrofie – postihuje oboustranně stroma; mřížková dystrofie – depozita amyloidu; centrální krystalová dystrofie Schnyderova – depozita cholesterolu a neutrálních tuků...
	Endotelové rohovkové dystrofie	Fuschova dystrofie – oboustranné onemocnění s edémem stromatu a sníženou citlivostí rohovky; zadní polymorfní dystrofie – porucha endotelu...
	Ektázie	Keratokonius – kónické vyklenutí obvykle v centru rohovky spojený se vznikem nepravidelného astigmatismu; pelucidní marginální

⁴ Porucha výživy či látkové výměny buňky, tkáně nebo orgánu.

⁵ Roztažení dutého orgánu.

⁶ Vrstva pod epitheliem (2.) a nad stromatem.

		degenerace – vyklenování rohovky v dolních kvadrantech
Degenerace	Centrální rohovkové degenerace	Salzmannova nodulární degenerace – šedivé defekty na epitelu; sféroidní – hnědá/šedá depozita v epitelu; degenerace typu krokodýlí kůže – zašednutí v podobě krokodýlí kůže či dlažebních kostek v oblasti Bowmanovy vrstvy
	Zonulární keratopatie	Ukládání vápníku do okolí Bowmanovy vrstvy
	<i>Arcus senilis</i>	Šedobílý prstenec při limbu (60 let a více)
	Argyróza a chrysiáza	Lokální medikace soli stříbra tvoří depozita na spojivce a v hlubokých vrstvách rohovky – argyróza; systémová aplikace zlata způsobuje zlatavá depozita v periférii rohovky – chrysiáza
	<i>Cornea verticillata</i>	Oboustranná depozita uložené v epitelu těsně pod linií vidění
Záněty (infekční)	Virové keratitidy	Herpetické keratitidy, herpes zoster virová keratitida – obě dostaly název podle agens; cytomegalovirová keratitida – trpí jí pacienti po orgánových transplantacích či u nemocných s AIDS...
	Bakteriální keratitidy	Mohou být způsobené grampozitivními koky/tyčinkami, gramnegativními koky/tyčinkami, enterobakteriemi, mykobakteriemi, hemofilu či vyvolané moraxellou postihující alkoholově závislé pacienty
	Plísňové keratitidy	Méně časté v našem podnebném pásu a v průmyslových zemích než v tropických a agrárních krajinách; v našem podnebném pásu jsou příčinou např. <i>Candida</i> a <i>Cryptococcus</i>
	Parazitární keratitidy	Akantamébový keratitida – agens se vyskytuje v chlorovaných bazénech, bahně, vlhké zemi, ve vzduchu; mikrosporidiová keratitida – tato choroba byla popsána hlavně u lidí

		postižených AIDS; onchocerkíáza – živé larvy (mikrofilárie) jsou v rohovce
Záněty (neinfekční) a keratopatie⁷	<i>Keratoconjunctivitis sicca</i>	Patří mezi nejčastější onemocnění rohovky vůbec, stává se civilizační chorobou
	Expoziční keratitida	Výsledek nedokonalého dovírání víček
	Keratopatie způsobená UV zářením	Drobné tečkovité defekty rohovky
	Neuroparalytická keratitida	Dochází ke ztrátě rohovkové citlivosti, porucha senzitivní inervace oka (<i>nervus trigeminus</i> a <i>nervus ophthalmicus</i>)
	Recidivující eroze	Defektní desmozomy ⁸ způsobují oslabení adherentní schopnosti epitelu přilnout k bazální membráně a tím dochází k opakované erozi
	Bulózní keratopatie	Výsledek nedostatečnosti funkce endotelu; komorová tekutina proniká do stromatu rohovky
	Keratomalacie	Nedostatek vitamínu A
	Imunologicky podmíněné keratitidy	Samostatný výskyt v podobě periferního rohovkovitého postižení, např. Moorenův vřed, Terrienova marginální degenerace; výskyt s různými systémovými chorobami: periferní ulcerativní keratitida, kožními nemocemi...
Nádory	Primární, sekundární či metastatické	Primární a metastatické jsou vzácné; častěji se pozorují nádory sekundární ze spojivky a oblasti limbu

3.3 Patologie skléry

Tabulka 3 Přehled patologie skléry [1]

Druh onemocnění	Název onemocnění	Popis
Nezánětlivé změny	Vrozené anomálie	Mikroftalmus – bulbus je malý; nanofthalmus – malý, ale funkční bulbus se ztlustělou neelastickou sklérou; modré skléry – trvalé ztenčení skléry s prosvítáním uveální tkáně

⁷ Nezánětlivé onemocnění rohovky.

⁸ Druh mezibuněčného spojení.

	Metabolické poruchy a depozita	Jednostranné žluté zbarvení skléry objevující se např. po podspojivkovém krvácení
	Degenerativní věkem podmíněné změny	Kromě věku může být příčinou i zevní prostředí (především expozice ultrafialového záření)
Záněty	Episkleritida	Běžný, častý zánět pojivové tkáně mezi spojivkou a sklérou
	Skleritida	Difúzní nebo ložiskový převážně neinfekční zánět; přední skleritida a zadní

3.4 Patologie sklivce

Tabulka 4 Přehled patologie sklivce [1]

Druh onemocnění	Název onemocnění	Popis
Vývojové vady	-	Správná biosyntéza sklivce během embryogeneze závisí na normálním vývoji retiny
Změny podmíněné věkem	Ablace zadní plochy sklivce	Nejčastější změna; oddělení sklivce od zadního pouzdra čočky = přední ablace, separace od vnitřní limitující membrány = zadní ablace
Degenerativní změny	Asteroidní hyalóza	Benigní onemocnění, přičemž jsou ve sklivcovém prostoru roztroušené žlutobělavé zákalky
	<i>Synchisis scintillans</i>	Drobné, ploché, třpytivé, hnědozlaté, volně pohyblivé zákaly
	Amyloidóza	Zákalky v jenom nebo v obou očích

3.5 Patologie sítnice

Tabulka 5 Přehled patologie sítnice [1]

Druh onemocnění	Název onemocnění	Popis
Vrozené vady	Albinismus	Kongenitální porucha tvorby melaninu
	Kongenitální hypertrofie retinálního pigmentového epitelu (RPE)	Solitární nebo multifokální čili mnohoohniskový
Hereditární chorioretinální dystrofie	Generalizované chorioretinální dystrofie	Dystrofie retinálního pigmentového epitelu a fotoreceptorů; generalizované dystrofie fotoreceptorů, např. kongenitální noční slepota (postihuje tyčinky) a progresivní dysfunkce čípků;

		generalizované choroidální dystrofie (degenerace pigmentového epitelu vedoucí k atrofickým změnám choriokapilaris, fotoreceptorů a velkých choroidálních cév)
	Dystrofie makuly	Vyskytují se v pozdějším věku bez rodinné anamnézy; vzhledově většinou nesymetrické; dystrofie retinálního pigmentového epitelu (RPE) a fotoreceptorů, dystrofie Bruchovy membrány – dominantní drúzy/částček různých tvarů, choroidální dystrofie, dystrofie vnitřní vrstvy sítnice – dominantní cystoidní makulární edém
Cévní onemocnění	Hypertenzní retinopatie	Zvýšený systémový krevní tlak má za důsledek změnu na cévách očního pozadí; konstriktce cév
	Arteriální retinální okluze ⁹	Postihuje centrální retinální arterii či její větve a je způsobena trombózou nebo embolizací
	Okluze centrální sítnicové žíly (RVO)	Nemocnost se udává pro věkovou skupinu 49–60 let 0.7 %, pro osoby starší 80 let 4.6 %; dilatace a tortuozita všech sítnicových žil, edém sítnice a povrchové či hluboké hemoragie
	Diabetická retinopatie	Typická mikrovaskulární komplikace u diabetu
	Oční ischemický syndrom	Způsobeno sníženým prokrvením tkáně v důsledku těžké aterosklerotické obstrukce <i>arteria carotis</i> (krkavice)
	Parafoveolární teleangiektázie	V makulární oblasti jako sekundární projev diabetu, při radiační retinopatii nebo okluzi sítnicové žíly
	Radiační retinopatie	Způsobeno nadprahovými dávkami ionizujícího záření vedoucí ke kapilární neperfuzi ¹⁰ , k okluzím a neovaskularizaci; pomalu nastupující
	Retinální arteriální makroaneuryzmata	Získané vakovité dilatace arteriol o velikosti od 100 do 250 μ m v průměru

⁹ Uzavření.

¹⁰ Neproudění krve.

	Ealesova choroba	Převážně u mužů (20–40 let); idiopatická perivaskulitida ¹¹ periferie sítnice
Choroby makuly	Věkem podmíněná makulární degenerace (VPMD)	Degenerativní a progresivní onemocnění centrální části retiny a cévnatky; „suchá“ a „vlhká“ forma
	Myopická makulární degenerace	Častá příčina slepoty ve světě; větší axiální délka bulbu a sekundární degenerativní změny skléry, sítnice, choroidey...
	Centrální serózní chorioretinopatie (CSCHR)	Serózní odchlípení sítnice v oblasti makuly; idiopatické onemocnění; poměr postižených mužů a žen 6:1
	Cystoidní makulární edém (CME)	Abnormální ztlustění makuly s akumulací tekutiny do vnější a vnitřní vrstvy s formováním cystických prostor
	Angioidní pruhy	Nepravidelnosti a trhliny kolagenní a elastické části retiny (Bruchova membrána)
Choroby vitreoretinálního rozhraní	Makulární epiretinální membrána (ERM)	Poloprůsvitná bezcévná fibrocytová membrána; idiopatické, sekundární či iatrogenní (po operačních výkonech)
	Vitreomakulární trakční syndrom (VMTS)	Výsledkem abnormální adherence sklivce k zadnímu pólu retiny je tečná a předozadní trakce/tah; vzniká jako důsledek nekompletního odloučení zadní plochy sklivce, uvolní se pouze v periferiích
	Makulární díra	Kruhovitý nebo oválný defekt neuroretiny v centru fovey; defekt je ohraničen okraji odchlípené neurosenzorické sítnice se subretinální tekutinou
Odchlípení sítnice (amoce)	Rhegmatogenní odchlípení sítnice	Řecké rhexis = trhlina; nejčastější příčina, asi v 90 %; základem je vznik trhliny v sítnici, kterou může pronikat nitrooční tekutina do subretinálního prostoru, to způsobí odloučení neurosenzorické části od retinálního pigmentového epitelu
	Trakční odchlípení sítnice	Druhá nejčastější příčina tohoto defektu; způsobeno patologickou

¹¹ Zánět kolem cév.

		vitreoetinální trakci, jež nadzvedá sítnici od retinálního pigmentového epitelu bez trhliny v sítnici; přítomna u diabetické retinopatie, retinopatie nedonošených...
	Exsudativní odchlípení sítnice	Nevzniká trhlinou v sítnici, ale akumulací tekutiny v subretinálním prostoru
	Proliferativní vitreoetinopatie (PVR)	Chorobný reparativní proces, při kterém se formují kontraktilní membrány na zevním i vnitřním povrchu sítnice, na ciliárním tělese i na povrchu sklivce; nejčastější příčinou neúspěšné operace odchlípnuté sítnice
Úrazy zadního segmentu oka	Zavřené poranění oka	Mohou být zasaženy všechny vrstvy oka; edém, ruptura či odchlípení sítnice
	Otevřené poranění oka	Penetrující, perforující (vstupní i výstupní rána), cizí nitrooční tělísko...
	Poškození světlem	Solární retinopatie – způsobena fotochemickým poškozením sítnice po ne/přímém sledování slunce; fototoxicita oftalmologických přístrojů; poškození světlem při svařování – fotochemické poškození; poškození laserem – poškození termálním, mechanickým či fotochemickým účinkem
	Vzdálené trauma s oční manifestací	Projevuje se následujícími příznaky a syndromy: Tersonův syndrom (nitrooční krvácení), Purtscherova retinopatie (oboustranné okrsky bělavé sítnice a krvácení v peripapilární oblasti), syndrom týraného dítěte (typicky mladší jednoho roku; bradykardie, apnoe, hypotermie...), Valsalvova retinopatie (nitrooční krvácení kvůli přenesení nitrohruďního, nitrobřišního tlaku do oka), syndrom tukové embolizace (oboustranná vatovitá ložiska a krvácení)

3.6 Patologie živnatky

Uvea je tkáň, kterou prostupuje bohaté cévní zásobení a skládá se z duhovky, řasnatého tělesa a cévnatky. [1]

Tabulka 6 Přehled patologií uvey [1]

Druh onemocnění	Název onemocnění	Popis
Záněty	Virové uveitidy	Přední herpetická uveitida – virus herpes simplex a herpes zoster, virus Epsteina-Barrové; zadní herpetická uveitida – mohou způsobit těžké poškození sítnice, např. akutní retinální nekróza, progresivní zevní retinální nekróza, cytomegalovirová retinitida
	Bakteriální uveitidy	Tuberkulóza – sekundárně vzácně je postižena uvea, projevem může být přední i zadní uveitida; syfilis – oční forma je u vrozené i získané; borelióza – ve 2. stadiu je velmi vzácně postižena uvea; nemoc kočičího škrábnutí...
	Plísňové uveidity	Syndrom předpokládané oční histoplazmózy – charakterizován choroiditidou, chorioretinální atrofií při papile a makulopatií
	Parazitární uveitidy	Toxoplazmóza – nejčastější forma zadní uveitidy; toxokaróza – parazité nacházející se ve střevech psů a koček; difúzní jednostranná subakutní neuroretinitida – vzácné poškození jednoho oka larvami hlístic
Neinfekční uveitidy bez systémového onemocnění	Akutní přední uveitida HLA B27-pozitivní bez celkové choroby	Jednostranná, recidivující, přední, postihuje obě oči
	Fuchsova heterochromní iridocyklitida (FHI)	Přední, chronická, s dobrou prognózou
	Glaukomatocyklitická krize	Přední, jednostranná, recidivující, s dobrou prognózou
	Uveitida vyvolaná čočkou	Přední, jednostranná
	Posttraumatická uveitida	Vzniká po tupém nebo penetrujícím traumatu či jakémkoli operačním zákroku

	Toxický syndrom předního segmentu	Objevuje se během několika hodin po nitrooční operaci
	Oftalmia nodóza	Zánětlivá reakce oka na chlupy různého hmyzu nebo na části rostlin obsahující histamin
	Sympatická oftalmie	Vzácné, závažné, zrak ohrožující
	Syndromy bílých teček (WDS)	Autoimunitní zánětlivé onemocnění; akutní zadní multifokální plakoidní pigmentová epitelopatie – oboustranná zadní uveitida; syndrom mizejících bílých skvrn – vzácné idiopatické onemocnění postihující především mladé ženy; vnitřní tečkovitá choroidopatie – vzácná, oboustranná, idiopatická; u mladých žen s myopií...

3.7 Patologie čočky

Vznik katarakty čili šedého zákalu může mít mnoho příčin. Jedním z nich může být kouření nebo lidé trpící různými chorobami, viz níže v následující tabulce. U nemocných s atopickou dermatitidou se šedý zákal tvoří asi ve 25 % nejčastěji ve druhé dekádě života. [1]

Tabulka 7 Přehled patologií čočky [1]

Druh onemocnění	Název onemocnění	Popis
Katarakta	Senilní katarakta	Multifaktoriální příčina; během života se čočka zvětšuje, nabývá na hmotnosti a ztrácí elasticitu, čočkové proteiny se chemicky přeměňují na vysokomolekulární protein; nukleární katarakta, kortikální...
	Léková katarakta	Způsobená dlouhodobým užíváním kortikoidů, fenotiazinů ¹² , miotik ¹³ ...
	Traumatická katarakta	Vzniká nejčastěji po poranění mechanickém, vzácněji působením chemických látek či elektrického proudu
	Radiační katarakta	Způsobena elektromagnetickým vlněním různé vlnové délky (ionizující záření, RTG paprsky, ultrafialové světlo, infračervené světlo, mikrovlny)

¹² Velká skupina psychotropních léků způsobující vznik pigmentových depozit v čočkovém epitelu a okolí zornice.

¹³ Léky vyvolávající miózu, tj. zúžení zornice.

	Metabolická katarakta	Může postihnout pacienty trpící diabetem mellitus, galaktozemií – neschopnost přeměňovat galaktózu na glukózu, hypokalcemií, hepatolentikulární degenerací, myotonickou dystrofií – porucha svalové funkce
Vrozené vady	Kongenitální afakie	Vzácná anomálie
	Lentikonus a lentiglobus	Lentikonus je kuželovitá deformace častěji zadního segmentu čočky; lentiglobus je sférická deformita úřední či zadní části čočky
	Čočkový kolobom	Vykrojení v periferii čočky
	Mittendorfova anomálie	Anomálie u jinak zdravého oka se vyskytuje jako zbytek tuniky vaskulosity čočky
	Petersova anomálie	Projevuje se na čočce přední polární nebo kortikální kataraktou a mikrosférofakií (viz dále)
	Mikrosférofakie	Malá čočka sférického tvaru; oko bývá vysoce myoptické čili krátkozraké
	Aniridie	Syndrom spojován s přední a zadní polární kataraktou
	Ektopie čočky	Čočka je mimo svou přirozenou polohu
	Marfanův syndrom	Ektopie čočky se zde vyskytuje z 80 %; u lidí s vysokou postavou a s arachnodaktylií čili dlouhými tenkými prsty
	Hemocystinurie	Recesivní onemocnění s vrozenou poruchou metabolismu methiononu; ektopie zde bývá symetrická, oboustranná

4 Retinopatie nedonošených (ROP)

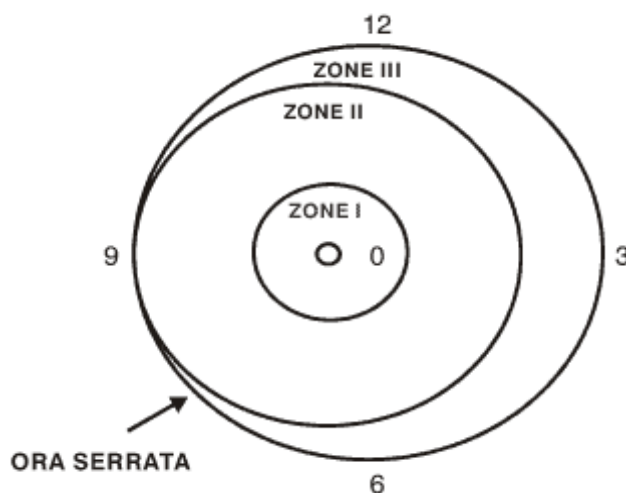
Retinopatie nedonošených postihuje většinou předčasně narozené nezralé děti s porodní hmotností menší než 1500 g narozené před 32. gestačním týdnem. Je označována za nejčastější příčinu slepoty u dětí. Téměř 70 % nevidomých dětí trpělo ROP. Celková nemocnost u dětí s porodní hmotností menší než 1000 g je dána v rozmezí 52–88 %, u dětí nad 1000 g je udávána od 34 do 60 %. [1]

Nejdůležitější patologické změny probíhají na retině na hranici mezi její bezcévnou a cévnatou částí. Dochází k jizevnatým změnám a růstu patologicky změněných cév. Na tomto rozhraní se další vývoj sítnice zastaví. Může docházet k růstu novotvořených cév a vaziva, jež mohou prorůstat do sklivce a mechanickým tahem způsobit částečné nebo úplné trakční odchlípení sítnice. [16, 17]

Probíhá ve dvou formách, akutní a chronické. Při akutní je narušena vaskulogeneze nezralé sítnice. Chronický pozdní vývoj je charakteristický tvorbou retinovitrealních fibrovaskulárních membrán, které mohou svým tahem způsobit totální či parciální odchlípení sítnice, ektopii makuly atp. [1]

Klasifikace ROP je určována čtyřmi parametry, a to lokalizací, stupněm, rozsahem v hodinách ciferníku a tzv. plus disease. Lokalizace je dána vzhledem k papile optického nervu. Cévy retiny za normálního fyziologického stavu dorůstají až k okrajům. Cévy, jež jsou dále od papily jsou zralejší a tím i méně problémové. Pro určení lokalizace patologických změn na sítnici, je rozdělena do tří zón. Zóna I, jejíž střed je optický nerv, II a III, které můžeme vidět na obrázku (Obrázek 4). Vývoj ROP probíhá v pěti stádiích, přičemž poslední dvě stádia představují částečné, následně úplné odchlípení sítnice. U každého akutního stádia se může vyskytovat tzv. plus forma, která je charakteristická dilatací a tortuozitou retinálních cév. [1, 18]

Nemoc začínající v zóně I rychle dospěje do kritického prahového 3. stádia. ROP začínající v zóně III většinou vyššího stádia nedosahuje a má příznivou prognózu. Rozsah onemocnění je dán rozsahem postižení sítnice vyjádřeném v hodinách ciferníku nebo po 30 °. [1, 18]

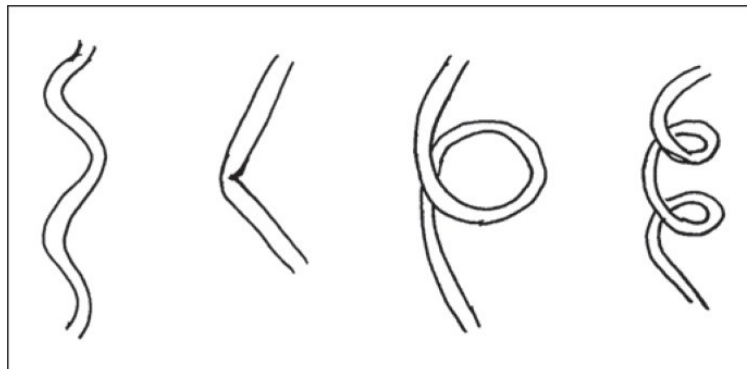


Obrázek 4 Lokalizace ROP na sítnici [24]

4.1 Tortuozita

Tortuozita neboli klikatě zakřivené artérie a vény jsou běžně se vyskytující v lidském těle i u zvířat. Zatímco mírná tortuozita je běžná anomálie bez klinických symptomů, těžká tortuozita vede k závažným příznakům. Tortuozita se zkoumá při ateroskleróze, hypertenzi, genetických defektech, diabetu mellitu a u starých lidí, avšak mechanismus, proč se tvoří, není jasný. [19]

Cévy jsou za normálního stavu rovné, aby efektivně transportovaly krev do vzdálených orgánů. Při tortuozitě mohou mít různé tvary jako na následujícím obrázku (Obrázek 5). [19]



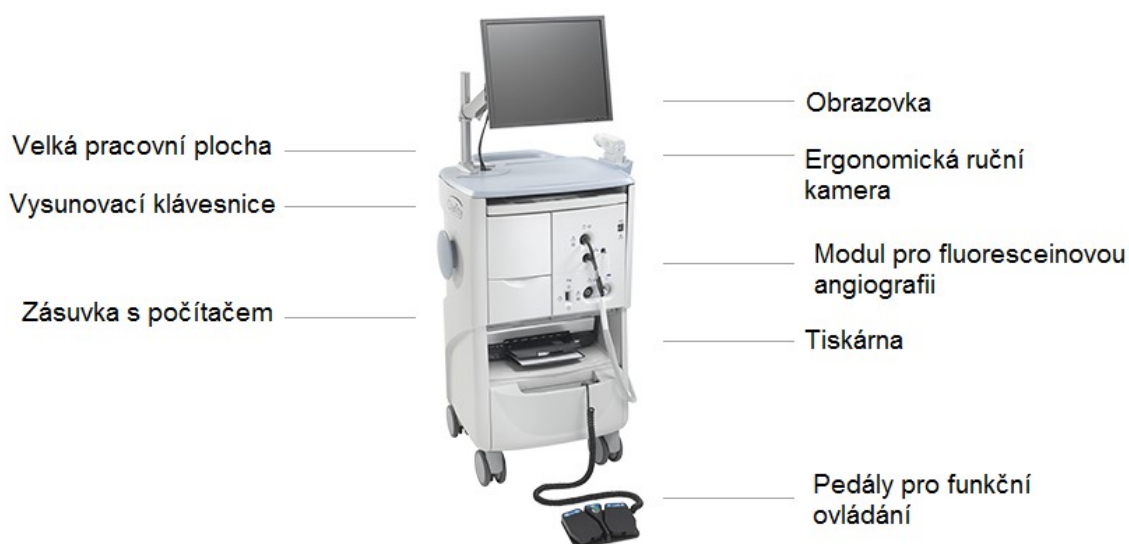
Obrázek 5 Schéma různých fenotypů cév zasažených tortuozitou (zleva – zakřivení, zalomení, smyčka, zkroucení) [19]

Sítnicové cévy jsou často postiženy tortuozitou při retinopatii. Dále postihuje arterioly a kapiláry v kosterním svalstvu, myokardu, mozku a tumorech. Koronární cévy jsou změněny u pacientů s hypertenzí a u infarktu myokardu. Navíc, tortuozita napadá i vaskulární náhradu (transplantát), tzn. po bypassu a po operacích rekonstrukce cév. [19]

5 RetCam3

RetCam3 je účinný diagnostický přístroj, který slouží k prostorovému, barevnému a digitálnímu zobrazení přední i zadní části očního bulbu, především retiny dětí i dospělých. Jeho název vznikl zkřížením dvou latinských termínů *retina* a *camera*. Jedná se o jedny z nejmodernějších přístrojů v České republice, jenž byly vyvinuty firmou Clarity Medical Systems v Kalifornii (Obrázek 6). [5, 7]

Oproti předchozím modelům má lehčí a lépe ovládatelnou kameru s rozlišením minimálně 1024x768 pixelů (data poskytnutá FNO mají rozlišení 640x480 pixelů – jiný model), poskytuje videozáznam dlouhý až dvě minuty. Je zde možnost výměny objektivů podle potřeby pro optimální širokoúhlý záběr. Lékařem může být zvolena čočka s rozsahem 130 ° na vyšetřování ROP, tumoru, hemoragie či struktury duhovky, dále pak se zorným polem 120 °, kterou můžeme vyšetřovat rovněž již zmíněné případy s vyšším kontrastem, ale nižší přesností. Existuje vysoce kontrastní čočka s rozsahem 80 ° vhodná pro děti i dospělé a 30° s velkým zvětšením i rozlišením pro vyšetřování žluté skvrny či optického nervu. Lze udělat i snímek oka díky portrétové čočce. [8, 9]



Obrázek 6 RetCam3 od Clarity Medical Systems [8]

5.1 Využití

Je určen hlavně k diagnostice retinopatie nedonošených dětí, jelikož je možné dělat screening již po dvou týdnech od narození. Vysoké riziko ROP je u novorozenců pod 1000 g. Podle mezinárodně uznávaných směrnic by každé dítě pod 30 týdnů gestačního věku a menší váhy než 1500 g, mělo být vyšetřeno na toto onemocnění. Dle indických směrnic je doporučena diagnostika každého dítěte pod 34 týdnů gestačního věku a menší hmotnosti než 1700 g, jestliže se lékaři (oboru neonatologie) domnívají, že by dítě mohlo být v ohrožení. [5, 6]

RetCam3 lze využít i u jiných typů onemocnění, například u nádoru sítnice (retinoblastom) či mnohých anomáliích. Je možné sledovat i vývoj onemocnění a účinky léčby.

5.2 Technické parametry

V této podkapitole je v přehledné tabulce (Tabulka 8) vypsána technická specifikace jednotlivých periférií přístroje RetCam3. Je zde počítač, integrovaný mobilní vozík, příslušenství a složka pacienta Import/Export.

Tabulka 8 Technická specifikace přístroje RetCam3 [8]

Počítač		Mobilní vozík	
Operační systém	Windows 7	Monitor	21 '' x 23 ''
Procesor	Pentium Dual Core 2.4 GHz	Výška, ve které se nachází pracovní deska	41 ''
Připojení	LAN/Multi USB	Pracovní plocha	230 čtverečných palců
Hard disk	1 TB	Displej monitoru	23 ''
Systémová paměť	4 GB	Zásuvky	Odolné, 4 uzamykatelné
		Napájení	Napájecí kabel, baterie
		Baterie	Záložní zdroj na 15minutový provoz
		Tiskárna	Kombinace klasické tiskárny a fototiskárny
Příslušenství		Zásuvka na počítač	Model pro fluoresceinovou angiografii
Složka pacienta Import/Export		Převod Windows složek	Formát Clarity a/nebo Ophtalmic DICOM



Obrázek 7 Retinální snímek zachycen RetCam3 [26]

6 Fundus kamera

Fundus kamera využívá nepřímé oftalmoskopie, kdy je oční pozadí sledováno oběma očima, a tak se získá plastický obrácený obraz fundu. Nepřímá oftalmoskopie nám nabízí oproti přímé širší zorné pole, ale menší obraz. Tato kamera může nést název v jiných literárních zdrojích jako retinální či sítnicová kamera, což je synonymem pro fundus kameru. [10, 11]

V nynější době slouží fundus kamery se zabudovanými CCD kamerami k barevnému snímání sítnice i předního segmentu oka. Existují non-mydriatické kamery, přičemž se jejich citlivost odvíjí od kvality digitální CCD kamery. Rozlišení těchto kamer se pohybuje od 3 do 10.8 milionů pixelů. [12]

Získává se snímek centrální krajiny, disku optického nervu a okolní retinální tkáň včetně cév. Základem získání takového snímku je pozorování v červeném reflexu. Po osvětlení nitroočního prostředí se reflektované paprsky od sítnice jeví jako červené nebo narůžovělé. Lze získávat fotografie či stereofotografie, u kterých je vnímána hloubka. [10, 11, 12]

6.1 Fyzikální princip

Speciálně uzpůsobená kamera je namontována na mikroskop, který díky složité soustavě čoček a zrcadel umožňuje fokusaci paprsku na oční pozadí. Optický systém koriguje ametropie od -35 D do 40 D. Non-mydriatické kamery vytvářejí fotografie i přes velmi úzkou pupilu, nicméně jestliže tomu nic nebrání, je doporučeno zornice rozšířit, tzn. použít kamery mydriatické. Tím se zlepší orientace na sítnici, obraz je jasnější a kontrastnější s menším množstvím optických artefaktů, výsledky jsou kvalitnější. [12, 13]

Paprsky zdroje bílého světla jsou směřovány zrcadlem na RGB filtry, poté prochází přes soustavu zrcadel a optických členů ven z přístroje k sítnici pacienta. Paprsky prochází všemi prostředními oka, čímž se jejich chod ovlivní na základě lomivosti ve strukturách. Je nutné vykompenzování zařazením takových optických členů, které celkový refrakční stav vykorigují. Z retiny se paprsky odráží a vstupují zpět do přístroje, kde jsou pomocí CCD snímače zaznamenány a zdigitalizovány. Získá se obraz z kamery, jenž je zvětšený a nepřevrácený. RGB filtry slouží pro zvýraznění určité struktury fundu k snadnější diagnostice nemoci. Červený filtr zvýší kontrast retinálních cév oproti jejímu pozadí. [11]

6.2 Využití

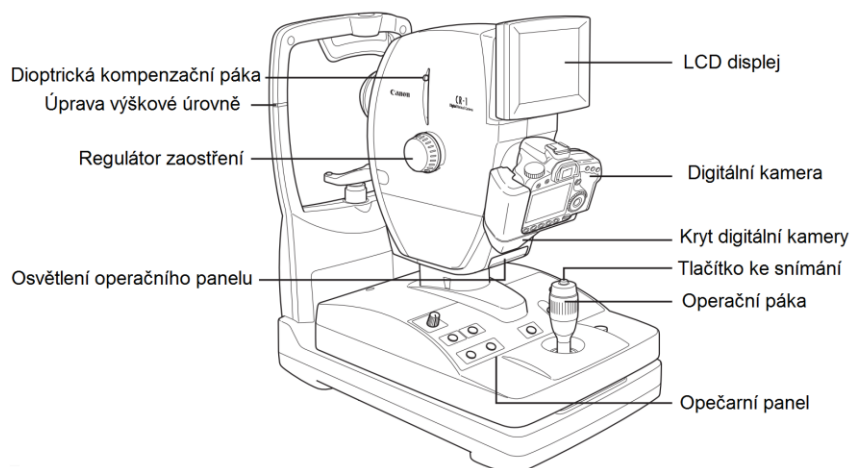
Díky této technologii lze pozorovat přítomnost onemocnění, např. retinopatii, retinální hemoragii, glaukom nebo věkem podmíněnou makulární degeneraci, odchlípnutou sítnici a jeho vývoj díky archivaci snímků. Je možnost zvětšení lézí, což napomáhá k přesnější diagnostice. [11, 12, 14]

Vhodné je využití s fluorescenční angiografií ke zvýraznění krevního řečiště v sítnici. Při užití non-mydriatických kamer se nemusí aplikovat kapky a tím se zkrátí vyšetřovací doba na několik minut, což je vhodné u dospělých, v urgentní medicíně, u dětí. [11, 14]

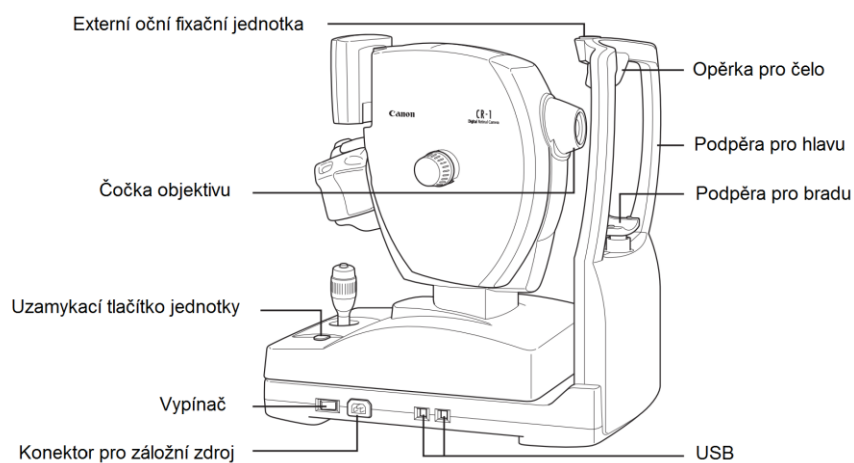
Jak již bylo zmíněno, dá se snímat i přední segment oka. Ze snímků může být zjištěno poranění či poškození tkáň nebo orgánů, např. pokles a patologické postavení víček, chronické záněty víček a spojivek, tumory, cysty a krvácení spojivky, rozštěpy duhovky...

6.3 Fundus kamera Canon CR-1

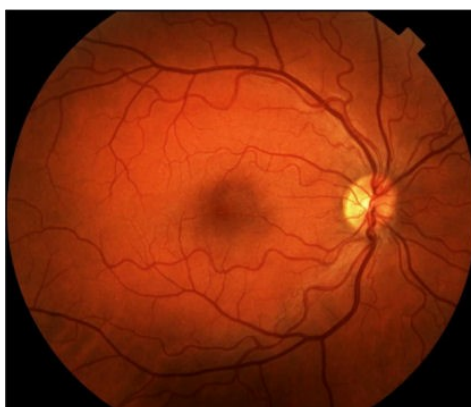
Non-mydriatická retinální kamera se zorným polem $45^\circ/43^\circ$ a LCD monitorem, popsána v následujících obrázcích (Obrázek 8, Obrázek 9). [15]



Obrázek 8 Canon CR-1 z předo-levé strany [15]



Obrázek 9 Canon CR-1 z pravo-zadní strany [15]



Obrázek 10 Retinální pozadí zachyceno fundus kamerou Canon CR-1 [27]

6.3.1 Technická specifikace

Tabulka 9 Technická specifikace fundus kamery Canon CR-1 [15]

Typ	Non-mydriatická
Zorný úhel	45 °/43 ° (digitální)
Rozměr snímku na senzoru	Ø 13.7 mm
Požadovaný průměr pupily	Ø 4 mm nebo více Ø 3.7 mm nebo více (jestliže se použije funkce na malou pupilu)
Pracovní rozestup	35 mm
Pacientský dioptrický rozsah	-10 do +15 D (bez kompenzačních čoček) -31 do -7 D (s použitím negativních kompenzačních čoček) +11 do +33 D (s použitím pozitivních kompenzačních čoček)
Blesková intenzita	5.9 EV (standartní) spojen s fotografickým módem Může být manuálně nastaven (-1.5 do 0.9 EV 0.3 EV přírůstky)
Zaměřování	Pozice rozvětvených linií
Kamera k fotografování	Canon EOS digitální kamera (prodána odděleně)
Kamera k pozorování a zaměření pozice	CCD kamera
Oční fixační lampa	Interní a externí jednotka (prodána odděleně)
Napájecí zdroj	AC100V - 240 V, 50/60 Hz, 1–0.4 A
Rozměry	320 (W) x 530 (L) 550 (H) mm
Hmotnost	21.5 kg (Nepočítaje EOS digitální kameru)
Pracovní rozsah	
Horizontální pohyb	100 mm ze strany na stranu, 40 mm dopředu a dozadu
Hlavní jednotka – vertikální pohyb	30 mm
Podpěra pod bradu – vertikální pohyb	60 mm
Monitor	5.7 palcový LCD monitor
Podmínky prostředí	
Používání	Teplota: 10 °C do 35 °C Vlhkost: 30 % do 80 % RH (bez kondenzace) Atmosférický tlak: 800 hPa do 1060 hPa
Skladování a převážení	Teplota: -30 °C do 60 °C Vlhkost: 10 % do 60 % RH (bez kondenzace) Atmosférický tlak: 700 hPa do 1060 hPa

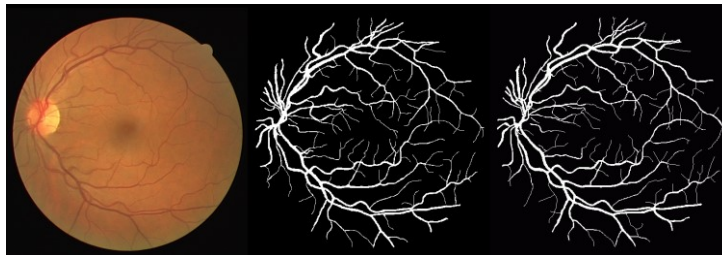
7 Databáze retinálních obrazových dat

V této práci se využívají obrazová data ze dvou databází, a to z databáze DRIVE a STARE. V následujících odstavcích jsou jednotlivě rozepsány.

Databáze **DRIVE** (Digital Retinal Images for Vessel Extraction) byla založena jako standardizovaná databáze pro podporu výzkumu segmentace cévního řečiště na snímcích retiny. Fotografie byly získány ze screeningu diabetické retinopatie v Nizozemsku. Bylo sledováno 400 diabetických subjektů mezi 25. až 90. rokem života. Čtyřicet z nich bylo náhodně vybráno, 33 subjektů nevykazovalo žádnou známku retinopatie, 7 ano. [20]

Databáze obsahuje 40 snímků rozdělených do dvou skupin. Jedna obsahuje set 20 snímků označených jako testovací (*test*) a druhá skupina obsahuje rovněž 20 snímků označených jako trénovací (*training*). V testovací skupině jsou přístupné dva manuálně segmentované výsledky, jeden z nich představuje tzv. „zlatý standard“. Tyto standardizované výsledky segmentace jsou vytvořeny pozorovateli pod dozorem zkušených oftalmologů. Ke snímkům v tréninkové skupině je k dispozici pouze jedna sada standardních výsledků po manuální segmentaci. [20]

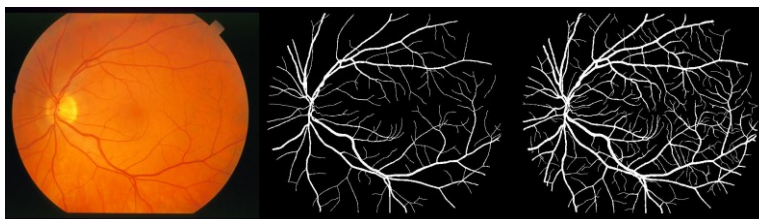
Všechny obrázky jsou komprimovány do JPEG formátu. Byly pořízeny pomocí Canon CR5 s non-mydriatickou 3CCD kamerou se zorným polem 45 °. Všechny snímky jsou RGB s barevnou hloubkou 8 bitů a rozlišením 768 na 584 pixelů. [20]



Obrázek 11 Ukázka snímku z databáze DRIVE z testovacího setu a jeho dva manuálně segmentované výsledky [20]

STARE (STructured Analysis of the Retina) byl projekt zahájen roku 1975 profesorem Michaellem Goldbaumem na Kalifornské univerzitě. Bylo to financováno Národním institutem zdraví (National Institutes of Health). Dohromady STARE nabízí 400 obrázků retiny s určenou diagnózou. [21]

Databáze obsahuje 20 snímků pro cévní segmentaci retiny, 10 z nich je s patologickým nálezem. Byly pořízeny fundus kamerou TopCon TRV-50 se zorným polem o velikosti 35 °. Barevná hloubka snímků je jako u předchozích 8 bitů s rozlišením 605 na 700 pixelů. Jsou komprimovány do PPM formátu. [21, 22]



Obrázek 12 Ukázka snímku z databáze STARE s manuálními segmentacemi zleva od Adama Hoovera a Valentiny Kouznetsové [21]

8 Rešeršní část

Cílem této rešeršní části je nastudování problematiky Gaborových filtrů a využití se zaměřením hlavně na cévní soustavu retiny. Vzhledem ke složitosti tématu je sepsán menší úvod do problematiky aplikace Gaborových filtrů. Autorem je Dennis Gabor, který získal Nobelovu cenu za fyziku. Využívá se v mnoha oblastech zpracování obrazu. Používá se k detekci hran nebo k extrakci výrazných charakteristik, což je vhodná vlastnost pro úpravu právě retinálních cév nebo papilárních linií otisku prstu. Často se využívá dvourozměrný filtr, skládá se ze sinusoidní vlny známé orientace a frekvence modulované Gaussovou obálkou např. u papilárních linií. Správně nastavený filtr dokáže zachovat požadované struktury a snížit šum.

V rešerši je obsaženo 5 článků (rok 2010 a více), z toho jeden se věnuje papilárním liniím, další retinálním a koronárním cévám. V této práci bylo využito jak tuzemské, tak i mezinárodní literatury z různých internetových databází (EIZ) jako je např. Web of Science. Byl nápomocen i vyhledávač Scholar Google, který se specializuje na odborné texty jako např. články z časopisů, vysokoškolské kvalifikační práce atp. Přínosem byly i webové stránky www.vutbr.cz a dspace.vutbr.cz.

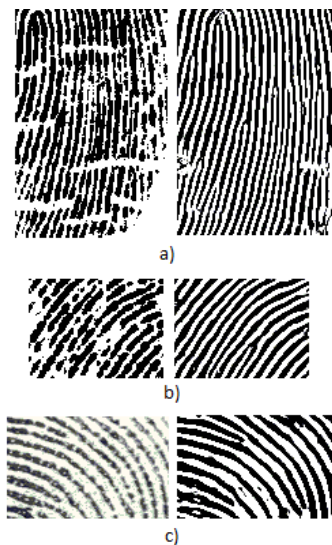
Závěr rešeršní práce

U tohoto filtru můžeme ovlivnit parametry, aby se optimalizovala kvalita výsledků. Nezáleží ovšem jenom na tomto filtru. Existuje spousta druhů prahování a různých dalších kroků v procesu, které jsou velmi důležité. Gaborův filtr je pouze jedna dílčí část v detekci a následné segmentaci požadovaných struktur. V odborných publikacích byla také zmíněna výpočetní náročnost popisující komputační nároky výpočetní procedury. Výpočty Gaborova filtru zabraly nejvíce času z důvodu různých orientací, při kterých je definován.

8.1 Detekce přerušení papilárních linií otisku prstu a jejich rekonstrukce

CEJPEK, Tomáš. *Detekce přerušení papilárních linií otisku prstu a jejich rekonstrukce*. Brno, 2011. Bakalářská práce. Vysoké učení technické v Brně.

V této bakalářské práci byla vytvořena aplikace s grafickým uživatelským rozhraním na úpravu papilárních linií otisku prstu přerušené vlivem suchého otisku prstu (Obrázek 13). Využívá se zde dvourozměrného Gaborova filtru implementovaného do jazyka C++ s knihovnou OpenCV a aplikací Qt pro tvorbu rozhraní. Testovalo se okolo 798 snímků suchých otisků prstů, výsledky jsou ukázány v tabulce (Tabulka 10). Úspěšnost vyšší než 70 % mělo 442 výsledků.



Obrázek 13 Odstranění přerušení papilárních linií pomocí daného algoritmu, vlevo je obraz vstupní a napravo výstupní

Navržený algoritmus obsahuje normalizaci obrazu, kde dochází k počáteční úpravě snímku výpočtem průměrné hodnoty stupně šedi a rozptýlu hodnot v obraze. Dále se zabývá orientací papilárních linií, která je důležitá ke správnému navržení Gaborova filtru. Lze ji získat detekcí hran v obraze, které se vyznačují změnou pixelů. Využívá se konvoluční masky pro výpočet gradientu, jenž slouží k určení směru. V následujícím kroku je zapotřebí vypočítat frekvenci, ve kterém je využit pravý úhel k úhlu orientace. S využitím předchozích výpočtů se může sestavit Gaborův filtr. Postup je uveden níže s popsány mi hodnotami.

1. Rozdělení normalizovaného obrazu na bloky 11x11 pixelů.
2. Výpočet hodnoty Gaborova filtru.

$$u_1 = u \cdot \cos(o) + v \cdot \sin(o) \quad (1)$$

$$v_1 = -u \cdot \cos(o) + v \cdot \sin(o) \quad (2)$$

$$h(u, v; o, f) = \exp \left[-\frac{1}{2} \cdot \left(\frac{u_1^2}{\delta_x^2} + \frac{v_1^2}{\delta_y^2} \right) \right] \cdot \cos(2\pi u_1 f) \quad (3)$$

Kde:

u, v – souřadnice bodu v rámci Gaborova filtru

o – orientace v bodě

f – frekvence v bodě

δ_x, δ_y – směrodatné odchylky Gaussovy obálky vzhledem k ose x a ose y

Hodnoty směrodatných odchylek jsou rovny 4.0. Kdyby byla hodnota vyšší, snížil by se šum, ale také by to vyhladilo více papilárních linií. V opačném případě, jestliže by se hodnota snížila, zvýšil by se šum a došlo by ke zkreslování linií.

3. Výsledné pixely obrazu se získají konvolucí Gaborova filtru s normalizovaným obrazem.

$$G(x, y) = \sum_{u=-\frac{FS}{2}}^{\frac{FS}{2}} \sum_{v=-\frac{FS}{2}}^{\frac{FS}{2}} h(u, v; O(x, y), F(x, y)) \cdot N(x - u, y - v) \quad (4)$$

Kde:

G – výsledný obraz s upravenými papilárními liniemi

FS – velikost Gaborova filtru v pixelech

u, v – souřadnice bodu v rámci Gaborova filtru

x, y – souřadnice bodu v rámci obrazu

O – pole orientací

F – pole frekvencí

$h(u, v; O(x, y), F(x, y))$ – funkce pro výpočet hodnoty Gaborova filtru podle vzorce (3)

N – normalizovaný obraz

Závěr

Práce je zaměřena na otisky prstů, které nevznikly za ideálních podmínek, tzn. za nepřítomnosti potu. Pot se rozlévá podél papilárních linií a díky tomu celý otisk tmavne. Při absenci potu není snímek dostatečný, díky nerovnoměrnému zvýrazňování linií. Díky Gaborova filtru jsou linie ale zvýrazněny (viz Obrázek 14). Úspěšnost této metody je v tabulce (Tabulka 10), můžeme vidět, že úspěšnost je mírně nadprůměrná, ale není rozhodně dokonalá a použitelná v praxi.



Obrázek 14 Papilární linie upraveny pomocí Gaborova filtru

Tabulka 10 Výsledky úspěšnosti úpravy pomocí navrženého algoritmu

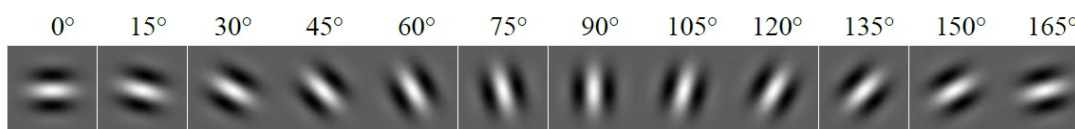
Úspěšnost [%]	Počet [obraz]	Podíl na výsledku [%]
0–9	2	0.3
10–19	8	1.0
20–29	27	3.4
30–39	33	4.1
40–49	48	6.0
50–59	92	11.5
60–69	146	18.3
70–79	241	30.2
80–89	141	17.7
90–100	60	7.5

8.2 Experimenty se snímky sítnice oka

FLORYČEK, Jan. *Experimenty se snímky sítnice oka*. Brno, 2010. Bakalářská práce. Vysoké učení technické v Brně.

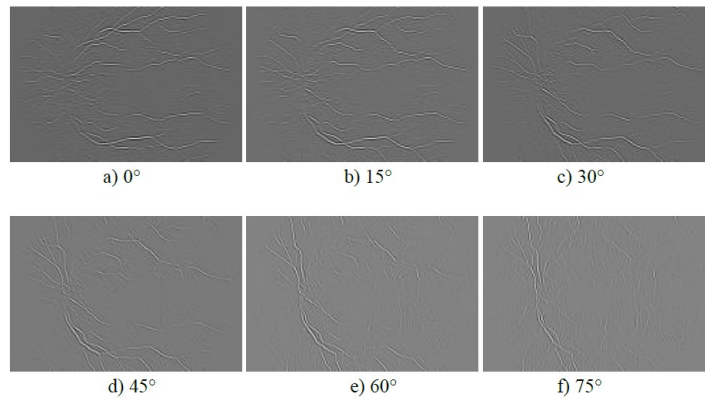
Práce se zabývá automatickým zpracováváním obrazů, extrakcí cévního řečiště a uložením šablony pro použití v biometrickém systému. Metoda byla testována na reálných barevných snímcích retiny pořízených digitální fundus kamerou Canon CR-1, implementována v programovacím jazyce C++ za použití knihovny OpenCV. Byly zde použity i snímky očního pozadí z databáze DRIVE. Cílem použité metody je vylepšení kvality a ostroty snímků, zvýraznit strukturu cévního řečiště, potlačit případné artefakty atd.

Napřed se zaostřuje vstupní obrázek metodou *unsharp masking* (neostrá maska), zvýší se kontrast v oblastech s přechodem hran. Princip tkví v tom, že se z originálního obrázku vytvoří kopie, která je poté uměle rozmazána např. pomocí Gaussova filtru. Poté se od originálního snímku odečte rozmazaná kopie, vznikne tak maska. Tato maska se přičte k výslednému obrázku. Poté se využije morfologická operace *black hat*, která slouží rovněž jako detekce hran. Dojde k separaci obrázku na jednotlivé barevné kanály, tj. modrý, zelený a červený kanál. Upraví se kontrast a jas pomocí algoritmu jasové a kontrastní transformace. V neposlední řadě se využije Gaborův filtru. Vytvoří se tzv. jádro čili kernel se zadanými parametry s krokem 15° , vidíme je na obrázku (Obrázek 15).

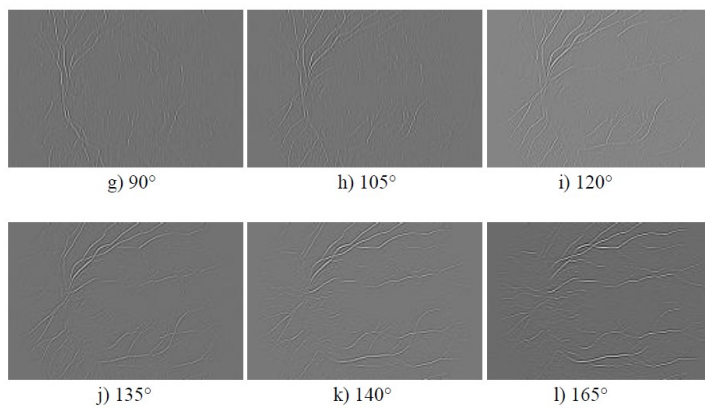


Obrázek 15 Rotace jádra Gaborova filtru od 0° až 165° s krokem 15°

Konvolucí této masky se vstupním snímkem vznikne obrázek, na kterém jsou patrné odezvy v místech jednotlivých segmentů cév. Tam, kde jsou odezvy největší, se maska shoduje s lokální oblastí vstupního obrázku. Cévní řečiště je tak zvýrazněno, čímž se zlepšuje kvalita struktury. Proto je důležité, aby se tento postup aplikoval několikrát, vždy s pootočením jádra. Postupně vznikne 12 snímků s odlišným zvýrazněním v různých segmentech (Obrázek 16, Obrázek 17).



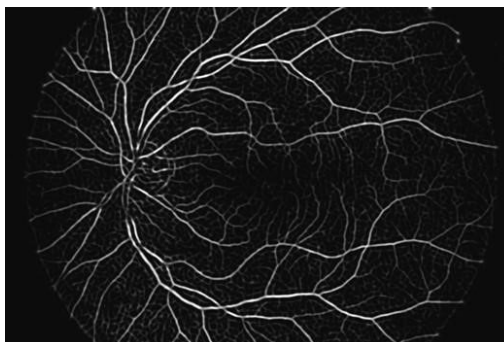
Obrázek 16 Výsledky s pootočeným jádrem s krokem 15 ° aplikované na vstupní obrázek



Obrázek 17 Výsledky s jádrem pootočeným s krokem 15 °

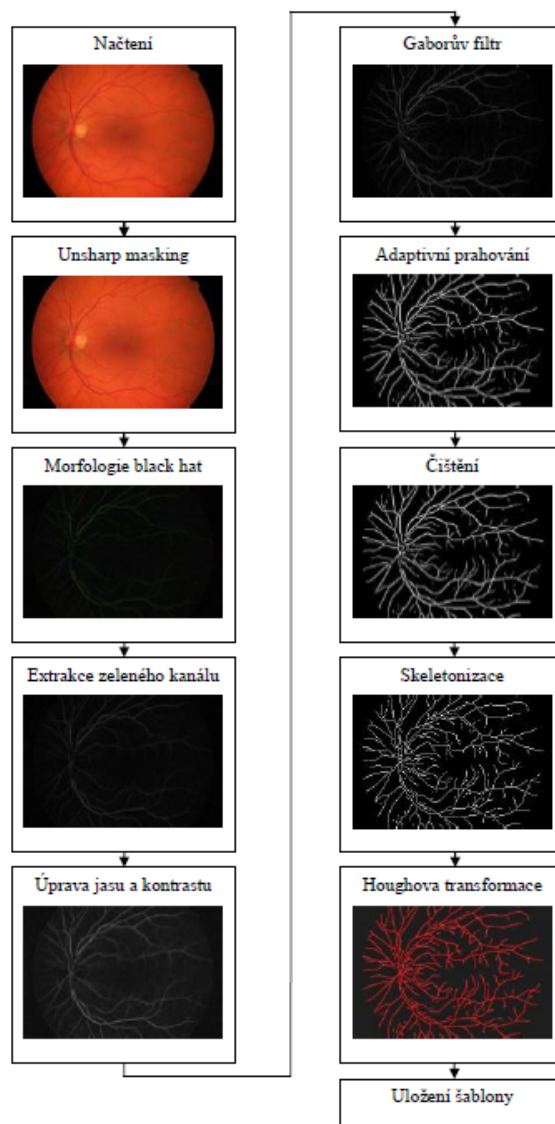


Obrázek 18 Výsledný snímek složený z dílčích snímků postupným vybíráním relativně nejsvětlejších pixelů



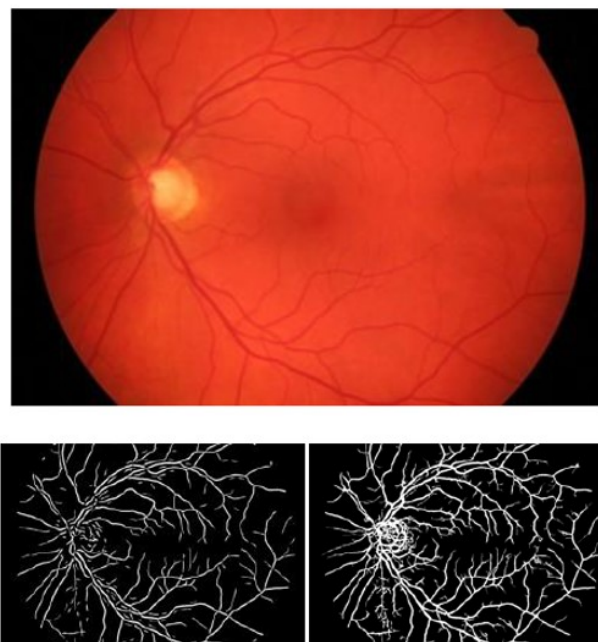
Obrázek 19 Výsledek spojení dílčích snímků metodou váženého součtu (weighted sum)

Následuje adaptivní prahování, kdy se obrázek převádí ze stupní šedi pouze do dvou odstínů (binarizace). Další fází je eliminace artefaktů, skeletonizace, kdy se ztenčí struktury na binárním snímku. V předposledním kroku je užita Houghova transformace, jež se využívá pro detekci analytických tvarů jako přímek, kruhů a elips. Nakonec se uloží šablona pro budoucí použití.



Obrázek 20 Blokové schéma celého procesu včetně Gaborova filtru

V práci se srovnávaly snímky, jak můžeme vidět na obrázku (Obrázek 21) a určovala se shoda čili úspěšnost metody.



Obrázek 21 Nahoře je originální obrázek retiny, vlevo dole je obrázek po segmentaci a vpravo je snímek po segmentaci popsanou v práci, shoda je 80 %

Závěr

Tento algoritmus má své slabiny, úspěšnost metody závisí na kvalitě vstupních snímků. Nedokáže dynamicky generovat parametry pro zpracování. V práci nebylo zmíněno, na kolika snímcích se testovalo a jaká byla celková úspěšnost, byly ukázány ale příklady, kde byla shoda s originálními záznamy segmentace i více než 80 %. Je možno tedy říct, že metoda je poměrně úspěšná.

8.3 Small retinal vessels extraction towards proliferative diabetic retinopathy screening

RAMLUGUN, Girish Singh, Vivek Krishna NAGARAJAN a Chandan CHAKRABORTY. Small retinal vessels extraction towards proliferative diabetic retinopathy screening. *Expert Systems with Applications*[online]. 2012, **39**(1), 1141-1146 [cit. 2016-05-11]. DOI: 10.1016/j.eswa.2011.07.115. ISSN 09574174.

Článek se týká extrakce malých retinálních cév ze screeningu proliferativní diabetické retinopatie. V této studii jsou obrázky očního pozadí staženy z databáze DRIVE ze screeningového programu v Nizozemsku.

Je zde sepsán postup pro segmentaci retinálního cévního řečiště s použitím dvourozměrných Gaborových filtrů zesílené adaptivní ekvalizací histogramu (CLAHE). Fáze, jenž vidíte na blokovém schématu (Obrázek 22), nám napomáhají vyjímát ty nejmenší struktury krevních cév.

Nejdříve je obraz předzpracováván vyextrahováním zeleného kanálu. Je na něj použit adaptivní ekvalizační histogram (CLAHE). Pro malé cévy potřebujeme aplikovat vyšší limit CLAHE, jelikož je malý rozdíl mezi kontrastem cév a očním pozadím, což bohužel zesiluje šum. Aby došlo k odstranění šumu, využívá se algoritmus hysterezního prahování. Následně je využit dvourozměrný Gaborův filtr pro nastávající segmentaci. Vytvoří se skupina 12 šablon s krokem 15° , aby se zajistila segmentace cév s různou orientací.

$$G(x, y) = \exp \left\{ - \left(\frac{x_1^2}{\sigma_x^2} + \frac{y_1^2}{\sigma_y^2} \right) \right\} \cos \left(\frac{2\pi x_1}{\lambda} \right) \quad (5)$$

$$\text{Kde } x_1 = y_1 + x \cos \theta + y \sin \theta \quad (6)$$

$$\text{a } \sigma_x = \sigma_y = \sigma \quad (7)$$

Využívá se:

$$G(x, y) = \exp - \left(\frac{2x_1^2}{\sigma^2} \right) \cos \left(\frac{2\pi x_1}{\lambda} \right) \quad (8)$$

Jestliže obrázky obsahují cévy různých šířek, musíme použít dvě hodnoty σ , menší hodnotu pro malé a větší hodnotu pro velké cévy. Následuje oboustranné prahování, kde vrchol zkrácené Gaborovy funkce se označuje jako $r(x)$. Prahovací hodnota T je definována v bodech $x = (x + d)$ a $(x - d)$. Může se tedy napsat tato nerovnost:

$$R(x) - r(x - d) > T \quad (9)$$

$$R(x) - r(x + d) > T \quad (10)$$

Následně

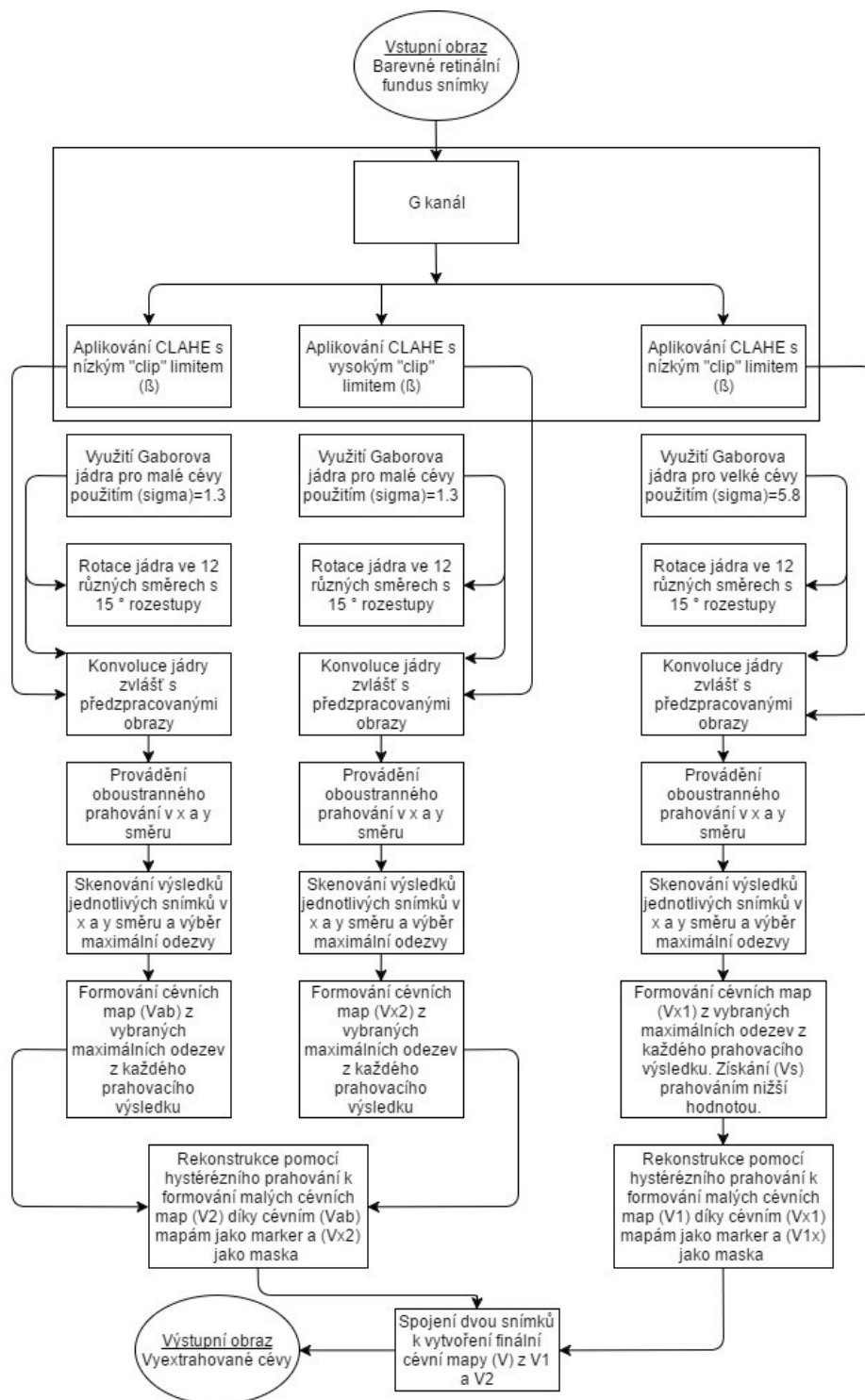
$$T = c_t \cdot t \quad (11)$$

kde, konstanta c_t je zde stanovena jako 0.5 pro extrakci menších cév. Hodnotu d získáme vynásobením σ a konstanty c_t . Poté jsou v článku zavedeny ještě tyto vzorce:

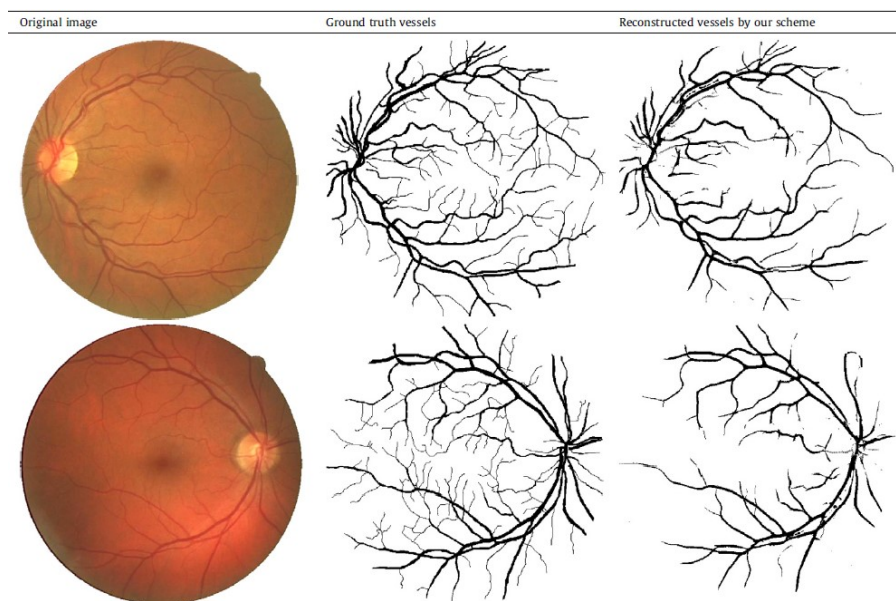
$$t = r(x) - r(x + d) = r(x) - r(x - d) \quad (12)$$

$$t = 1 - \left(\exp^{-\frac{d^2}{2\sigma^2}} \right) \cos \left(\frac{2\pi d}{\lambda} \right) \quad (13)$$

Pro každý konvoluční výsledek (ze všech směrů) v maximální intenzitě pixelů, reprezentuje cévy v daném směru. Hodnoty pixelů se porovnávají a vyberou se obrázky s maximálními hodnotami intenzity na zformování cévní mapy reprezentující cévy v daném směru. Na odstranění šumu se využije hysterezního prahování. Vezme se snímek v zeleném kanálu zpracováván vysokým limitem a snímek zpracováván rovněž vysokým limitem na zdůraznění malých cév. První obrázek prošel dalšími fázemi, již zmiňovanými, oproti záznamu druhému, a tak při spojení dojde k vytvoření mapy pixelů s nejvyšší intenzitou, ta se vloží do finálního obrázku, jak můžeme opět vidět na obrázku (Obrázek 22).



Obrázek 22 Algoritmus s Gaborovým filtrem a CLAHE



Obrázek 23 Výsledky segmentace výše popsaného algoritmu (vpravo), zleva je originální snímek a následuje ground truth snímek

Závěr

Tato technika se jeví jako užitečná bez zbytečného zvyšování chyb. Poskytuje velkou přesnost a citlivost. Vlastnosti se ovšem můžou vylepšit, a to změnou hodnot v algoritmu, např. pro šířku cév, prahovací hodnotou nebo také díky lepší kvalitě obrázku očního pozadí. Přesnost tohoto algoritmu je sepsána do malé přehledné tabulky (Tabulka 11).

Tabulka 11 Přesnost metody

Přesnost bez CLAHE [%]	92.9
Průměrná přesnost [%]	93.1
Maximální přesnost [%]	93.4

8.4 Automatic segmentation of coronary arteries using Gabor filters and thresholding based on multiobjective optimization

CRUZ-ACEVES, Ivan, Faraz OLOUMI, Rangaraj M. RANGAYYAN, Juan G. AVIÑA-CERVANTES a Arturo HERNANDEZ-AGUIRRE. Automatic segmentation of coronary arteries using Gabor filters and thresholding based on multiobjective optimization. *Biomedical Signal Processing and Control* [online]. 2016, **25**, 76-85 [cit. 2016-05-11]. DOI: 10.1016/j.bspc.2015.11.001. ISSN 17468094.

Odborný článek prezentuje novou metodu skládající se ze dvou stádií pro automatickou detekci a segmentaci koronárních cév v rentgenových angiogramech. Tato automatická segmentace koronárních artérií se stala nezbytnou pro počítačově asistovanou diagnózu CAD (*computer-aid diagnosis*).

Na snímcích z rentgenových angiogramů jsou přítomna stinná místa a nízký kontrast mezi cévami a pozadím. Segmentování je často děleno do dvou stádií. Prvním je detekce cév čili zvýraznění struktur a odstranění šumu a druhé stádium probíhá tzv. klasifikační technika pro identifikaci pixelů cév a pixelů pozadí.

Detekování cév probíhá pomocí mnoha způsobů, jenž jsou v článku popsány, a tyto nejsou pro nás zatím nijak důležité. Nejčastěji používanou metodou v detekování cév je právě Radonova transformace a transformace Gaborova. Aplikuje se vícero rozsahových Gaborových filtrů na vyjmutí cév ve dvourozměrném angiogramu se slabým kontrastem a zašuměným pozadím. Opět je zde použit hysteretzní prahovací proces na maximum ozev v různých směrech a rozsazích.

V další fázi se prozatímní výsledek filtrace prahuje použitím nové globální metody založené na multi-objektivní optimalizaci (MOO) díky vážených sumačních metod k získání segmentace jako binárního obrazu.

Gaborův filtr, jakožto Gaussova funkce, je modulována sinusoidou, která může být rotována do různých úhlů s využitím geometrické transformace, aby vytvořila vrstvu nasměrovaných citlivých filtrů. Jádro takového filtru je definováno:

$$g(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2}\right)\right] \cos(2\pi f_0 x) \quad (14)$$

Kde:

σ – směrodatná odchylka

x, y – směr

f_0 – frekvence modulujícího sinusoidu

Pro zjednodušení je definována proměnná představující průměrnou tloušťku v pixelech cév, aby byly detekovány:

$$\tau = \sigma_x 2\sqrt{2\ln 2} \quad (15)$$

Dále pak parametr l je používán ke kontrole délky jádra. Orientace filtru θ je definována:

$$\theta_i = \left(\frac{i\pi}{k}\right), i = \{1, 2, \dots, k, \} \quad (16)$$

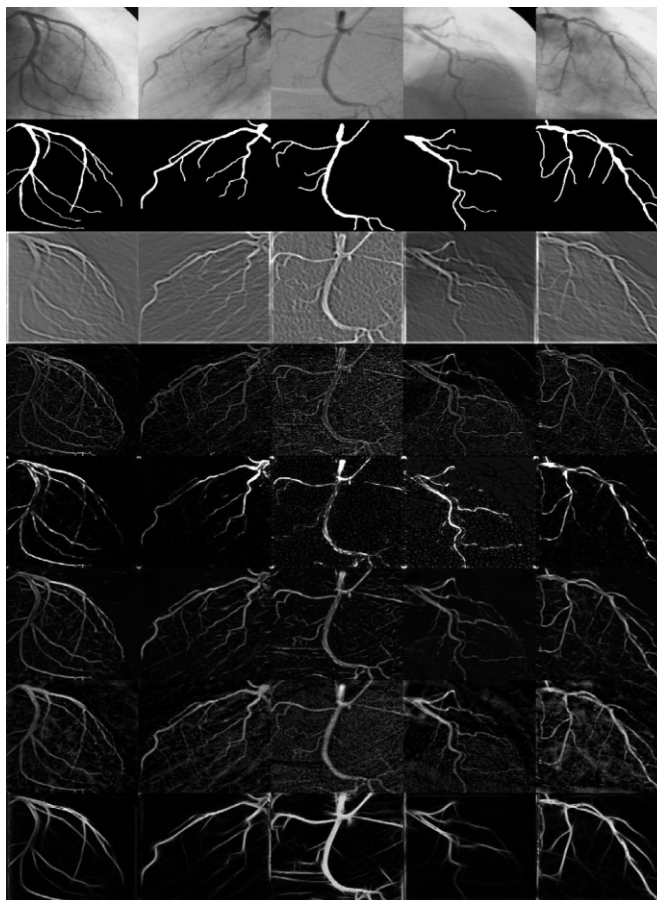
Hodnota k představuje číslo stabilního prostoru filtrů v rozsahu od $\frac{-\pi}{2}$ do $\frac{\pi}{2}$.

V této práci se testovaly různé parametry přímo na angiogramech, aby byly vybrány ty nejvhodnější pro Gaborův filtr. Délka jádra l byl testován v rozsahu od 1–20 s krokem 0.1. Hodnota k byla zadávána jako $\{15, 20, 30, 45, 60, 90, 180\}$, šířka τ v rozsahu od 1–20 s kroky 1, 2, 3, 4, 5. Po vhodné kombinaci hodnot s nejvyšší přesností, se parametry aplikovaly do angiogramů.

Závěr

V tomto článku bylo uvedeno porovnávání různých metod s Gaborovými filtry pro detekci cév (viz Obrázek 24).

Bylo zjištěno, že tato metoda je ze všech nejpresnější. Tyto filtry poskytují nejvyšší míru odlišnosti mezi cévami a místy, kde se cévy nevyskytují. S tím souvisí i velká míra přesnosti, ze 40 testovaných angiogramů byla okolo 95 %.



Obrázek 24 Porovnání různých metod s metodou využití Gaborova filtru, nahoře je originální rentgenový snímek, ve druhé řadě snímek segmentace (ground-truth), dále pak výsledky metod se shodným filtrem (Matched filters), Li et al., Tsai et al., Wang et al., Qian et al. a poslední řada odpovídá výsledku, kde byl užit Gaborův filtr

8.5 Retinal Vessel Segmentation Using the 2-D Morlet Wavelet and Supervised Classification

SOARES, J.V.B., J.J.G. LEANDRO, R.M. CESAR, H.F. JELINEK a M.J. CREE. Retinal vessel segmentation using the 2-D Gabor wavelet and supervised classification. *IEEE Transactions on Medical Imaging* [online]. 2006, **25**(9), 1214-1222 [cit. 2016-12-25]. DOI: 10.1109/TMI.2006.879967. ISSN 0278-0062.

V této práci je řešena problematika automatické segmentace cév z retinálních snímků. Byly zde využity dvě databáze, STARE a DRIVE, ze kterých čerpaly non-mydriatické snímky očního fundu (viz v kapitole č. 7 Databáze) a díky nim také zhodnotily výsledky.

Segmentace sítnicových snímků je řešena pomocí Morletovy vlnkové transformace a tzv. *Supervised Classification*. Metoda pracuje pomocí klasifikace jednotlivých pixelů cév a retinálního pozadí. Vektory jsou složeny z těchto pixelů a kontinuální dvourozměrné Morletovy vlnkové transformace, jehož odezva

je v různých měřítcích. Je to z toho důvodu, že Morletova vlnka je schopna dosáhnout takových frekvencí, při kterých se vyfiltruje šum a zesílí cévy v jednom jediném kroku. Je zde užita Bayesianova klasifikace s třídní (*class-conditional*) funkcí rozložení hustoty pravděpodobnosti popsaná jako Gaussova směs (*Gaussian mixtures*), což je poddajná rychlá klasifikace schopná modelovat komplexní povrch a porovnávat svou výkonnost s lineárním klasifikátorem nejmenších čtverců (*the linear minimum squared error classifier*).

Spojité vlnkové transformace je vhodná např. na kódování snímků či detekci hran. Využívá se k detekci singularit (hran, tvarů) v obrazových datech, k extrakci okamžitých frekvencí a vykonávání analýz objektů a multi-objektů.

Jak již bylo zmíněno, díky pixelům fundus snímku, které jsou vnímány jako vektory, lze aplikovat různé statistické klasifikátory na segmentaci. V tomto případě jsou požadovány tzv. dvě třídy, a to třída s cévními pixely a pixely očního pozadí retiny.

Po oddělení non-mydiatických snímků do RGB vrstev, ukazuje zelený kanál nejlepší kontrast mezi cévami a okolním pozadím. Červený a modrý kanál vykazuje větší zasažení šumem a menší kontrast. Proto byl vybrán zelený kanál pro zpracování vlnkami. Intenzita pixelu zeleného kanálu se považuje za jednu funkci. U angiogramů se wavelet používá přímo na šedý level, který je využit rovněž na vytváření vektorů funkcí.

Při předzpracování se dává zřetel na chybnou detekci díky apertuře, kdy se odstraňuje kontrast mezi fundem retiny a oblastí mimo fundus. Koná se to algoritmem, který nahrazuje jednotlivé pixely ležící mimo aperturu pixely, které leží uvnitř očního pozadí. Následně se převede snímek do zeleného kanálu.

Vlnková transformace je dobře lokalizována ve frekvenční i časové doméně. Poskytuje lokální filtraci při konstantní frekvenci $\frac{\Delta\omega}{\omega}$, z čehož vyplývá, že jeho efektivita roste při rostoucí frekvenci a tím pádem klesajícím rozsahu. Je definována jako:

$$T\psi(b, \theta, a) = C_{\psi}^{-\frac{1}{2}} \frac{1}{a} \int \psi^* (a^{-1} r_{-\theta}(x - b)) f(x) d^2x \quad (17)$$

Kde:

C_{ψ} , ψ , b , θ , a – normalizované konstanty analyzující wavelet, jeho pozici, úhel a parametr dilatace (rozsah)

ψ^* - komplexně sdružený člen k ψ

Mezi několik dostupných analyzačních vlnek patří ku příkladu *2D Mexican hat* (mexický klobouk) nebo Morletova vlnka. Morletova vlnka byla vybrána pro tuto práci díky směrové selektivitě, kdy je schopna detekovat orientované prvky a nalézt vhodnou frekvenci. 2D Morletova vlnka je definována:

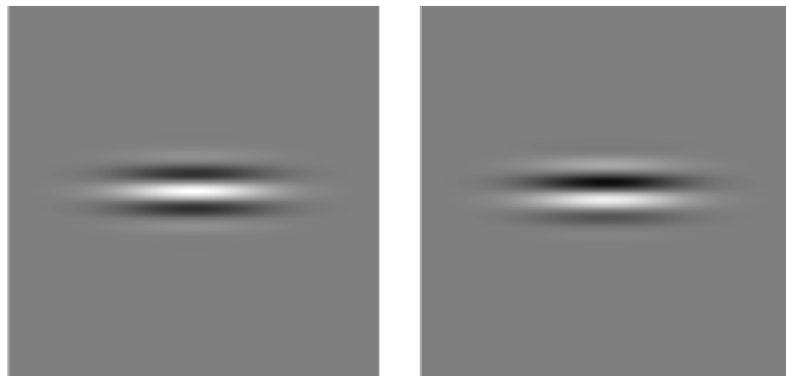
$$\psi_M(x) = \exp(jk_0x) \exp(-\frac{1}{2}|Ax|^2) \quad (18)$$

Kde:

$$j = \sqrt{-1}$$

$A = \text{diag}[\epsilon^{-1/2}, 1]$, přičemž $\epsilon \geq 1$ je 2x2 diagonální matice definující anizotropii¹⁴ filtru.

Morletova vlnka je komplexní exponenciála modulovaná Gaussovským oknem kde k_0 je vektor, který definuje frekvenci komplexní exponenciály. Je nastaven ϵ parametr na 8, což dělá podlouhlý filtr a $k_0 = [0,3]$, nízká frekvence komplexní exponenciály s několika významnými kmity. Tyto dva parametry byly vybrány tak, aby byla umožněna transformace silnějších odezev pro pixely související s krví.

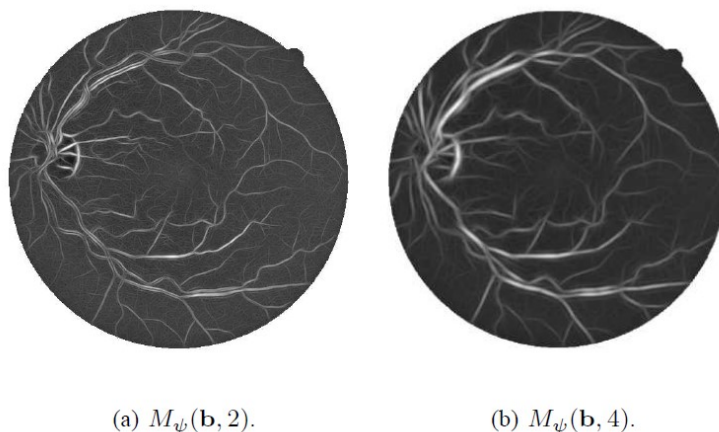


Obrázek 25 Vlevo je výstup reálné složky, vpravo imaginární (Rozdílná reprezentace pro 2D Morletovu vlnku s parametry $\epsilon = 8$ a $k_0 = [0,3]$)

Pro každé posuzované rozsahové hodnoty, máme zájem v odezvách se nejsilnějším modulem nad všemi možnými orientacemi.

$$M_\psi(b, a) = \max_\theta |T_\psi(b, \theta, a)| \quad (19)$$

A tak se Morletova vlnková transformace vypočítá pro θ v intervalu od 0 do 170 stupňů s krokem 10° a může zasahovat i maximum, jelikož $|T_\psi(b, \theta, a)| = |T_\psi(b, \theta + 180, a)|$. Maximální modul vlnkové transformace bere pixely přes všechny možné úhly. $M_\psi(b, a)$ je ukázána na následujícím obrázku.



(a) $M_\psi(\mathbf{b}, 2)$.

(b) $M_\psi(\mathbf{b}, 4)$.

Obrázek 26 Maximální modul Morletovy vlnkové transformace přes úhly, pro rozsahové parametry $a = 2$ a $a = 4$ a nezměněné parametry $\epsilon = 8$ a $k_0 = [0,3]$

¹⁴ Anizotropie je vlastnost, kterou se označuje závislost určité veličiny na volbě směru.

Závěr

Morletova transformace je efektivní ve zvýrazňování kontrastu cév a zároveň eliminuje šum. Výsledky z databáze STARE byly přesnější než z databáze DRIVE (viz Tabulka 12). Je možné využít pouze segmentovaný skeleton pro extrakci cévního řečiště. Tím se ztrácí informace o šíři cév, ale mohou se získat jiné parametry, např. diskontinuity cév či větvení. Detekce touto metodou není 100%, obsahuje chyby u některých snímků způsobené přítomností šumu, optického disku, hemoragie nebo dalších patologií s vysokým kontrastem.

Tabulka 12 Výsledky pro různé klasifikační metody s různými parametry; A_z indikuje plochu pod křivkou ROC¹⁵, zatímco přesnost je skupina správně klasifikovaných pixelů

Klasifikační metoda	Databáze			
	DRIVE		STARE	
	A_z	Přesnost	A_z	Přesnost
Lineární klasifikátor	0.9520	0.9280	0.9584	0.9362
Gausovská směs, $k = 1$	0.9250	0.9217	0.9394	0.9239
Gausovská směs, $k = 5$	0.9537	0.9431	0.9609	0.9430
Gausovská směs, $k = 10$	0.9570	0.9454	0.9627	0.9450
Gausovská směs, $k = 15$	0.9588	0.9459	0.9648	0.9470
Gausovská směs, $k = 20$	0.9598	0.9467	0.9651	0.9474

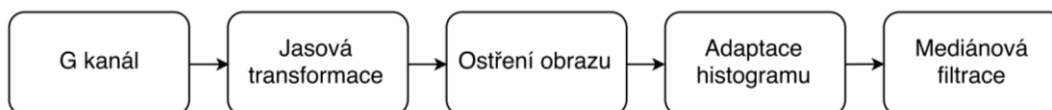
¹⁵ ROC křivka je grafické vyjádření, které umožňuje posoudit senzitivitu a specifitu (maximální $A_z = 100 \%$).

9 Algoritmus pro segmentaci obrazu

Snímky pořízené RetCam3 jsou nejdříve předzpracovány z důvodu horší kvality čili nižšímu počtu pixelů. Na takto pořízené snímky jsou aplikovány dané procesy, které jsou znázorněny na následujícím obrázku (Obrázek 27). Následuje implementace Gaborovy transformace již na všechny dostupné datasety. Poté, dochází ke komparaci tzv. „zlatého standardu“ s výstupem po detekci cévního řečiště vygenerováním maximální odezvy (viz Obrázek 34).

9.1 Předzpracování obrazu

Předzpracováním obrazu je zvýšena účinnost algoritmu na nekонтastní snímky. Nejdříve je z tzv. barevného modelu RGB extrahována zelená složka G, poté se převádí do monochromatického obrazu ve stupních šedi, následně se provádí jasová transformace, ostření obrazu, adaptace histogramu a posledním krokem je mediánová filtrace.



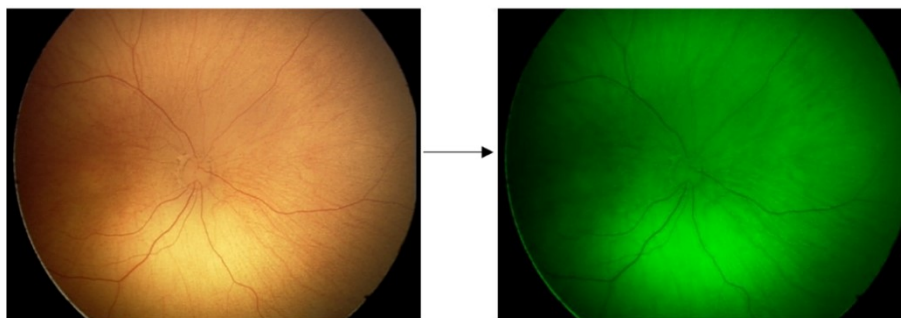
Obrázek 27 Proces předzpracování obrazových dat z RetCam3

9.1.1 RGB model a G kanál

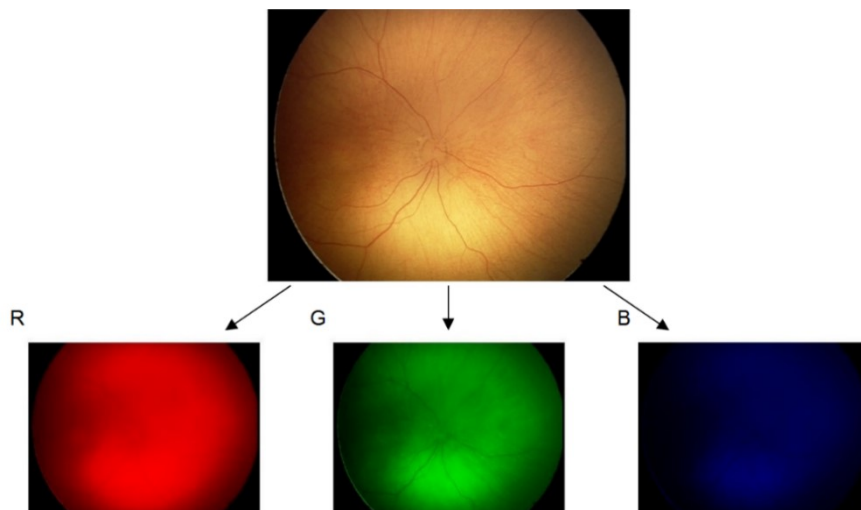
Aditivní RGB model je složen z červené, zelené a modré složky. Jestliže by byly hodnoty rovny 0, 0, 0, výsledkem by byla černá barva. Naopak jestliže by byly všechny hodnoty rovny jedné, výstupem je barva bílá. V počítačové grafice se většinou uvažuje rozsah od 0 do 255 v celých číslech. Barevnou hloubku 8 bitů tvoří 256 definovaných barev. U použití hloubky 24 bitů se hovoří již o „TrueColor“ obrazech, jež mohou obsahovat až 2^{24} barev. [29, 30]

Tento model je matematicky reprezentován 3D maticí. Pro zpracování obrazu je vhodné převedení do 2D matice a to do monochromatického obrazu. [29, 30]

V této problematice je využívána dekompozice RGB obrazu s cílem extrakce G kanálu, ve kterém se cévní systém nejlépe manifestuje. V této složce je největší kontrast mezi cévami a pozadím retiny. Tento kanál je následně převeden do šedé škály. [29, 30]



Obrázek 28 Extrakce G kanálu u kontrastního nativního snímku z RetCam3



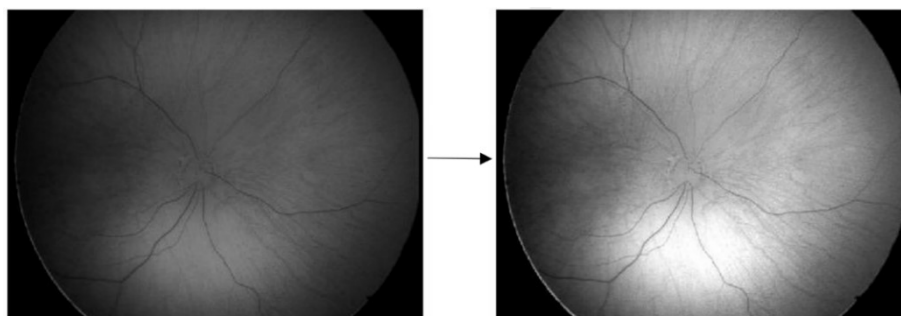
Obrázek 29 Extrakce kanálů z kontrastního nativního snímku z RetCam3

9.1.2 Jasová transformace

Jasová transformace je funkce, která zajišťuje, že vstupní hodnota jasu funkce je transformována na novou výstupní hodnotu jasu funkce. Je to stručně dáno vztahem:

$$q = T(p) \quad (20)$$

Kde T značí transformační funkci výchozí stupnice jasu p a q je výsledná stupnice. [31]



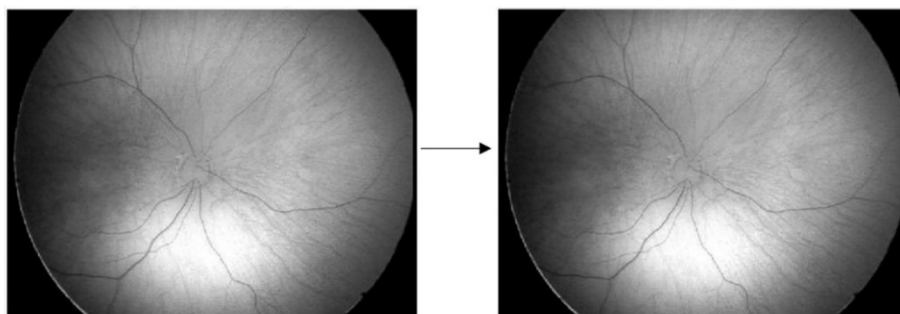
Obrázek 30 Aplikace jasové transformace na monochromatická retinální data

9.1.3 Ostření obrazu

Ostření obrazu se využívá ke zvýraznění vysokých frekvencí, aby hrany byly strmější. Tato funkce je použita se záměrem kontrastnějšího obrazu. Lze napsat dle vztahu platící pro obraz f , který je výsledkem ostření obrazu g :

$$f(x, y) = g(x, y) - C \cdot S(x, y) \quad (21)$$

Kde C je kladný součinitel, který udává požadovanou sílu ostření a $S(i, j)$ je operátor udávající strmost změny obrazové funkce v daném bodě. [30]

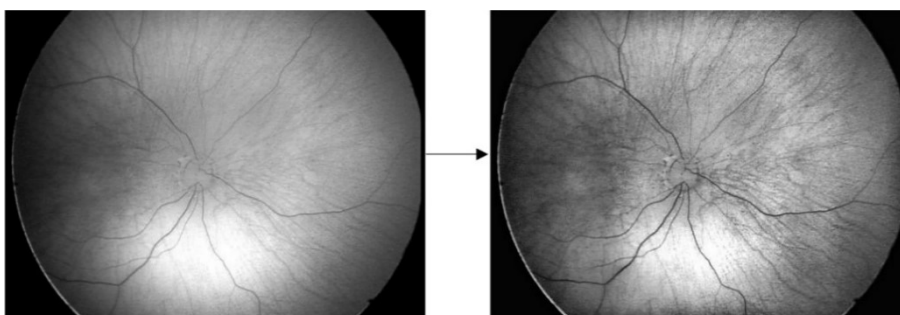


Obrázek 31 Snímek po aplikaci ostření (vpravo), po jasové transformaci (vlevo)

9.1.4 Adapce histogramu

Histogram obrazu je základním zdrojem informace o poměrech jasu a kontrastu v obraze ve stupních šedi. Je reprezentován vektorem, přičemž jeho složky jsou úměrné zastoupení jednotlivých intenzit v obraze. [31, 32]

Adaptivní (lokální) prahování přiděluje každému pixelu v obraze hodnotu lokálního prahu. Práh reprezentuje funkci polohy v obraze, tzn. že není zadáván jako konstanta. Získá se díky analýze okolí prahového bodu, která vyžaduje přístup alespoň k několika desítkám okolních pixelů u všech prahových bodů v obraze. Tato metoda dosahuje dobrých výsledků u obrazů s nerovnoměrným osvětlením. [33]

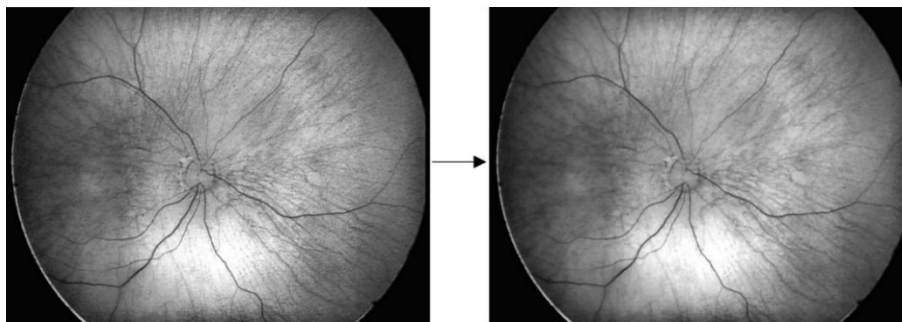


Obrázek 32 Snímek po ostření (vlevo) a po aplikaci adaptivního histogramu (vpravo)

9.1.5 Mediánová filtrace

Mediánová filtrace stanoví výsledný jas bodu jako medián určen z hodnot bodů jasu v lokálním okolí. Aby došlo ke snadnému určení centrálního prvku, volí se masky s lichými rozměry. V této práci přesně s 3x3 oknem. [30]

Metoda filtrace mediánem eliminuje vysokofrekvenční šum, bohužel ale dochází k porušování tenkých čar a ostrých rohů v obraze. [30]



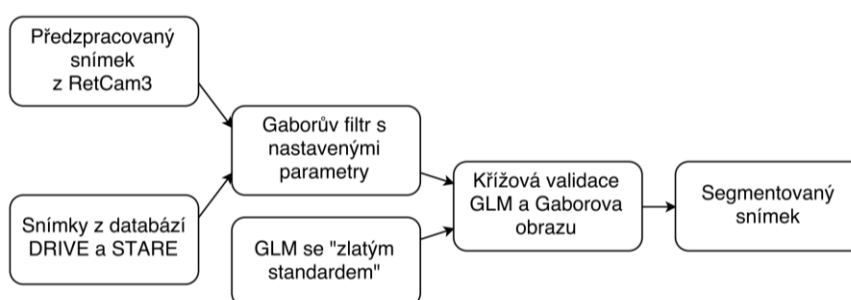
Obrázek 33 Proces mediánové filtrace (vpravo) z adaptace histogramu (vlevo)

9.2 Segmentace obrazu

Segmentací obrazu budou získány obrazová binární data, kdy v popředí zájmu, tedy bílou barvou, budou pixely cév a ostatní pixely barvou černou. Posléze se na něj aplikují další kroky, a to eroze, skeletonizace atp., aby se získal pouhý skeleton cévního systému a mohlo se měřit zakřivení jednotlivých cév.

Algoritmus segmentace obrazu se aplikuje na snímky z FNO pocházející z RetCam3 a dále pak na záznamy z databází DRIVE a STARE z fundus kamer. Skládá se z Gaborovy transformace a lineární regrese, přičemž probíhá validace obou daných modelů, a to „zlatý standard“ a maximální odezva na Gaborovu transformaci.

„Zlaté standardy“ (binární snímky) pochází v případě RetCam3 z algoritmu využívající předzpracování a morfologické operace (viz [34], rozepsáno níže). Naopak u fundus snímků databáze DRIVE jsou používány výsledky manuální segmentace vytvořené pozorovateli pod dohledem zkušených oftalmologů a z databáze STARE je využíváno jako „zlatého standardu“ binárních obrazů od Valentiny Kouznetsové.



Obrázek 34 Principiální schéma algoritmu pro segmentaci cévního řečiště na základě Gaborovy transformace

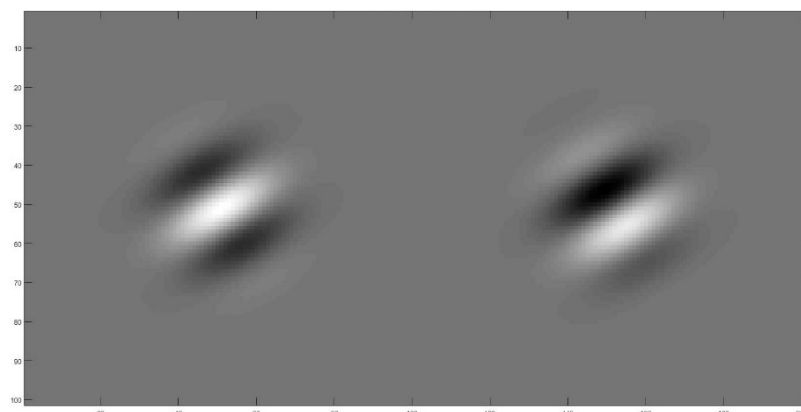
9.2.1 Gaborova transformace

Tato transformace se využívá ke zpracování neperiodických signálů, v tomto případě cévního řečiště. Metoda umožňuje lokalizaci a konsekventní extrakci cévních elementů na základě frekvenčního spektra a plošné informace, pouze o spektru frekvencí vypovídá Fourierova transformace. Vychází z krátkodobé Fourierovy transformace (STFT), kdy ji publikoval Dennis Gabor v roce 1946 s další variantou s Gaussovským oknem zvanou Gaborova transformace. Rozdělení signálu na obdélníková okna nevedla k úspěšnému výsledku, jelikož na rozhraní oken vznikaly nespojitosti, které se ve spektru po rozkladu

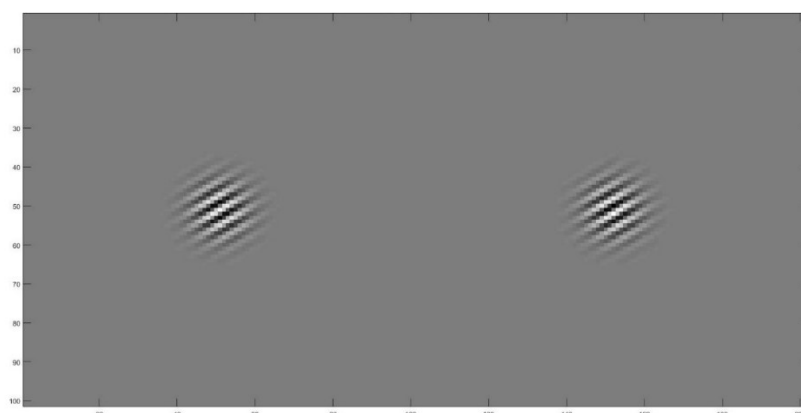
projevily nežádoucími vysokými frekvencemi. V současnosti mají velký význam matematické metody popisující nestacionární neperiodický signál v časově-frekvenční doméně usilující o vhodné nastavení šířky okna. Pro nízké frekvence je voleno okno širší, pro vysoké užší. [35]

Použitá okna jsou v současnosti definované vlnky (tzv. mateřské vlnky), proto se tyto metody nazývají jako vlnková transformace (WT). Vlnková transformace vznikla za účelem odstranění hlavního nedostatku, přesněji konstantní velikosti okna. V této práci je použita Gaborova vlnka, což je speciální případ vlnkové transformace, která je definována měřítkem, orientací a prostorovou frekvencí. Komplexní vlnky dobře detekují oscilace, nejsou však vhodné pro detekci osamocených singularit. Současně nám podávají informace o amplitudě i fázi. [35, 36, 37, 38]

Gaborův filtr je postaven na Gaborově vlnce, kterou definoval již zmíněný D. Gabor. V roce 1993 odvodil J. Daugman 2D Gaborovu vlnku pro 2D Gaborovu filtraci. Filtrace spojitého obrazu se poté nazývá Gaborova transformace. Jedná se o konvoluci vstupního obrazu s jednou ze složek Gaborovy 2D funkce. V praxi jsou obrazy v počítačové grafice reprezentovány jako diskrétní mřížka bodů, tudíž nemohou být filtrovány spojitým filtrem. Musí se vytvořit tzv. jádro filtru K o rozměrech $I \times J$, se kterým bude možno provést diskrétní konvoluci obrazu pomocí dilatace, translace a rotace (viz Obrázek 35, Obrázek 36). [39, 40]



Obrázek 35 Jádru reálné (vlevo) a imaginární (vpravo) části Gaborova filtru při nastavení: $\sigma = 10$, $\theta = \frac{\pi}{3}$, $F = 0.04$ v MATLABU



Obrázek 36 Jádru reálné (vlevo) a imaginární (vpravo) části Gaborova filtru při nastavení: $\sigma = 5$, $\theta = \frac{\pi}{3}$, $F = 0.3$ v MATLABU

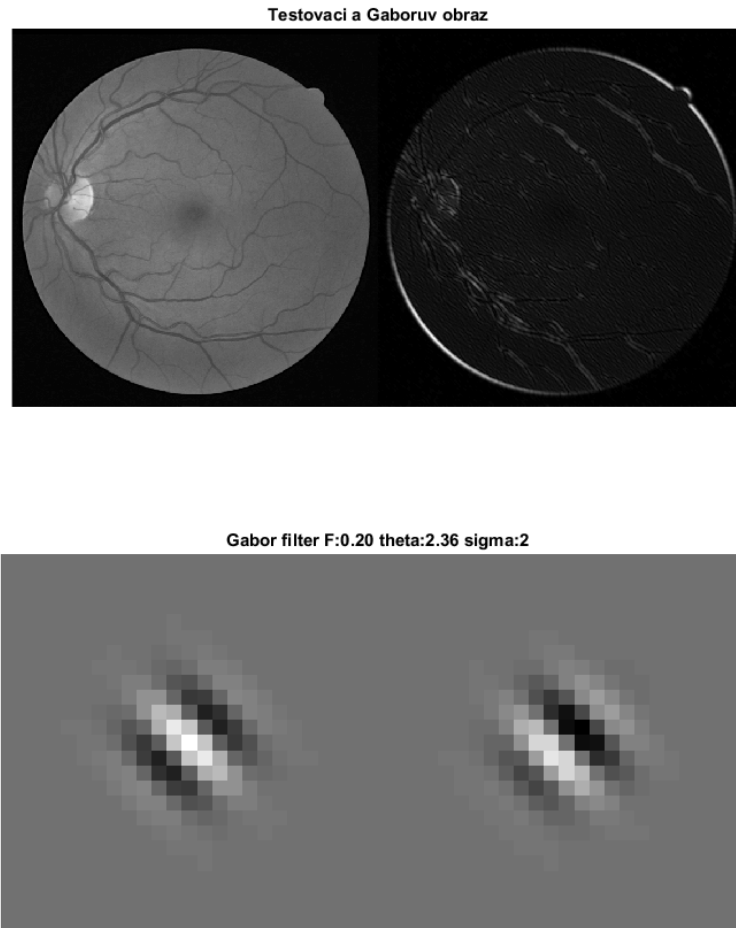
9.2.1.1 Extrakce příznaků

V této práci je používána tzv. extrakce příznaků z obrazu. Jde o postup, kdy je vstupní obraz transformován bankou N Gaborových filtrů, přičemž výsledkem je $2N$ odezvů v každém bodě obrazu. Jedna odezva je pro část imaginární, druhá pro reálnou. Následně se vypočítá velikost celkové odezvy kombinací imaginární části a reálné, takže výsledek má poté jen N odezvů. V obraze jsou nakonec detekovány body, které vykazují vysokou odezvu na větší počet filtrů z banky. [39]

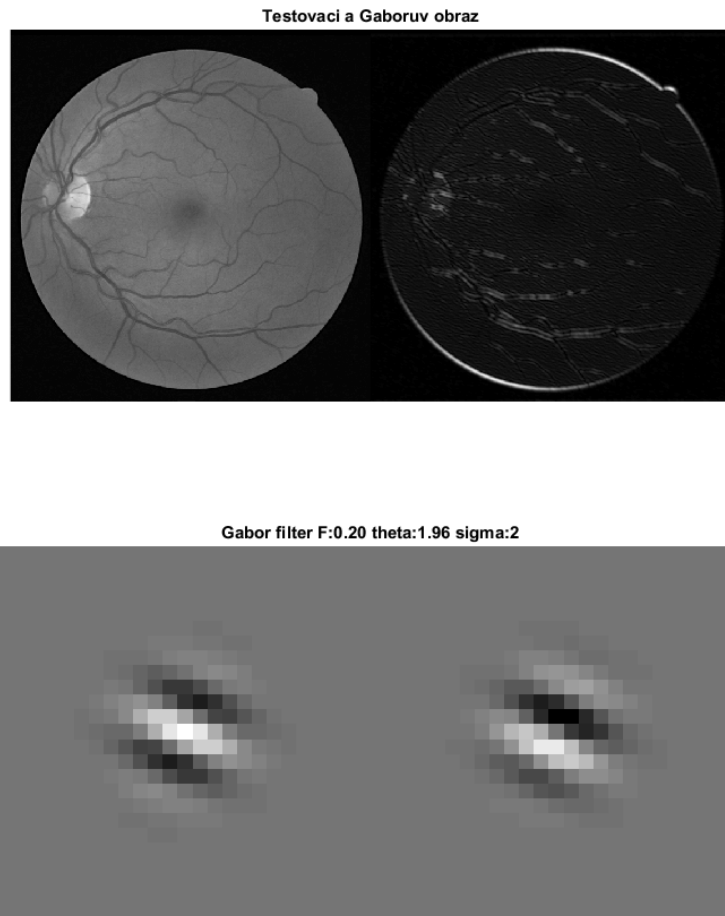
Obrázky (Obrázek 37, Obrázek 38) demonstrují odezvu na jádro Gaborovy vlnky tvořené reálnou a imaginární částí s danými parametry. Gaborův filtr lze definovat:

$$g(x, y; \lambda, \theta, \sigma, \gamma) = \exp\left(-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}\right) \exp\left(i\left(2\pi \frac{x'}{\lambda} + \psi\right)\right) \quad (22)$$

Kde λ reprezentuje šířku pásma kosinova faktoru, θ orientaci, ψ fázový posun, σ je sigma Gaussovy obálky a γ značí prostorový poměr stran. [48]



Obrázek 37 Odezva na Gaborovu vlnku (vpravo) s proměnnými parametry jádra (vlevo dole reálná, vpravo imaginární část) $\sigma = [2:2:8].* scale$, $\theta = \frac{\pi}{8}:\frac{\pi}{8}:\pi - \frac{\pi}{8}$, $F = 0.1:0.1:0.3$ v MATLABU z DRIVE databáze



Obrázek 38 Odezva na Gaborovu vlnku (vpravo) s proměnnými parametry jádra (vlevo dole reálná, vpravo imaginární část) $\sigma = [2:2:8] \cdot \text{scale}$, $\theta = \frac{\pi}{8}:\frac{\pi}{8}:\pi - \frac{\pi}{8}$, $F = 0.1:0.1:0.3$ v MATLABU z DRIVE databáze

9.2.2 Model lineární regrese

Zobecněný lineární model (GLM = *Generalized Linear Model*) zahrnuje různé varianty včetně lineární regrese. Tento model již po dlouhou dobu nalézá uplatnění při analýze dat. Můžeme jej zapsat pomocí maticového vyjádření:

$$Y = X\beta + \varepsilon \quad (23)$$

Kde Y je vektor n hodnot vysvětlované proměnné, X je matice hodnot vysvětlujících proměnných, β je vektor p neznámých parametrů a ε je vektor n hodnot náhodné složky. [41]

Často je žádoucí prozkoumání vztahu mezi dvěma veličinami, v této práci mezi dvěma obrazy a jejich pixely cév v binárním snímku. Jedna z veličin je tzv. nezávislá proměnná x , která ovlivňuje druhou, tzv. závislou proměnnou y . Předpokládá se, že jsou tyto veličiny spojitě. Prvním krokem v analýze by mělo být zakreslení dat do bodového grafu, tzv. korelačního pole a ověření toho, zda mezi veličinami existuje skutečně závislost, tzv. regrese. Nejjednodušší formou závislosti je jednoduchá lineární regrese předpokládající lineární závislost mezi dvěma veličinami. Dá se vyjádřit vztahem:

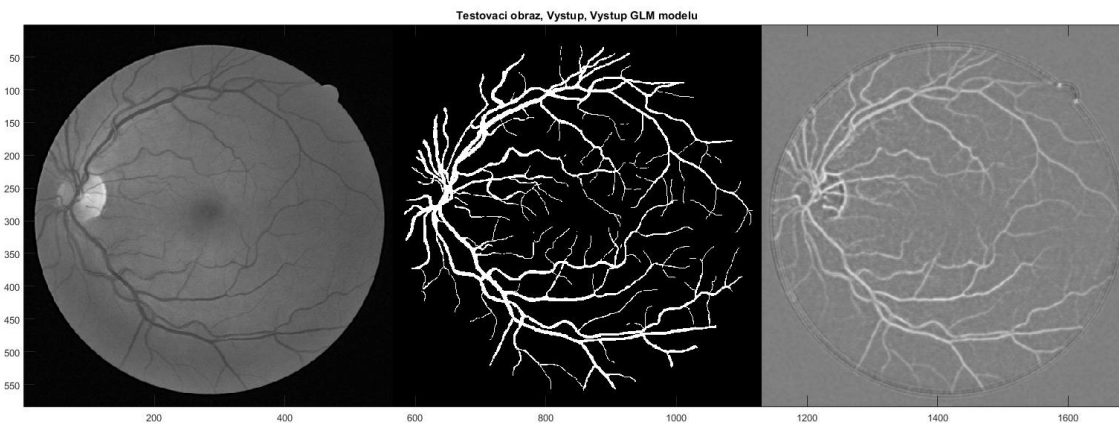
$$y = \beta_0 + \beta_1 \cdot y_1 + \varepsilon \quad (24)$$

Kde β_0 a β_1 jsou parametry regresní rovnice a ε se nazývá reziduální odchylka nebo chyba. Teoretické hodnoty parametrů se značí řeckými písmeny (př. β_0 a β_1), predikované hodnoty se značí latinkou (př. b_0 a b_1). Hledaná regresní přímka bude mít tvar:

$$y = b_0 + b_1 \cdot y_1 \quad (25)$$

[42, 43]

V následujícím obrázku (Obrázek 39) je prakticky ukázán výstup GLM modelu ze „zlatého standardu“, který je následně porovnáván s výstupním obrazem po filtraci Gaborovou vlnkou.



Obrázek 39 Testovací obraz (vlevo), „zlatý standard“ (uprostřed) a výstup GLM modelu (vpravo)

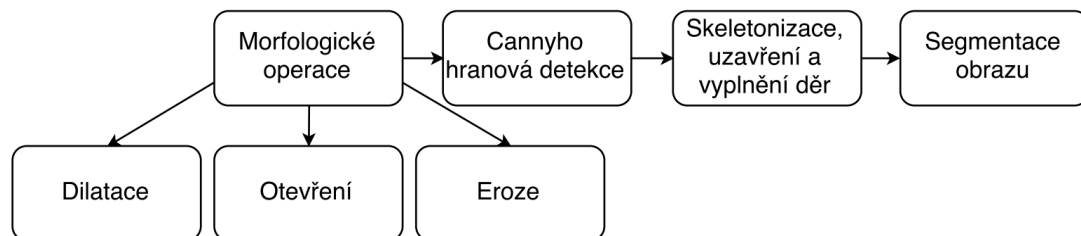
10 Testování na reálných datech

Algoritmus pro segmentaci cévního řečiště pomocí Gaborovy transformace byl aplikován na dataset o 60 snímcích. První vzorek 20 obrazů pochází z Fakultní nemocnice v Ostravě z Oční kliniky manuálně rozdělených do dvou skupin, a to na kontrastní a méně kontrastní. Následující banka 20 obrazových dat pochází z databáze DRIVE a poslední část 20 snímků z databáze STARE.

Snímky pocházející z FNO bylo nutno předzpracovat kvůli nízkému rozlišení 640x480 pixelů (viz Obrázek 27) a mnohdy nedostatečnému kontrastu. Překážkou je i nerovnoměrné osvětlení v zaznamenaných snímcích širokoúhlým pohledem a vysoká viditelnost choroidálních cév související s nedostatečnou pigmentací dětské cévnatky (převzato z [34]). Díky předzpracování se zvýšila senzitivita k následujícímu zpracování pomocí Gaborova filtru. Obrazová data z databází nebylo nutno předzpracovávat díky lepší rozlišitelnosti (viz Kapitola 7).

V algoritmu pro segmentaci cév se využívá modelu lineární regrese, kdy je porovnáván binární model cévního řečiště tzv. „zlatého standardu“ a cévního řečiště po segmentaci Gaborovou transformací. Dojde-li ke shodě umístění cév v obou modelech, bude tato skutečnost indikována v predikovaném modelu (výstup).

„Zlaté standardy“ označované v této práci pocházejí z různých zdrojů. Nejdříve budou zmíněny fundus snímky z databází. V databázi DRIVE jsou již takovéto „zlaté standardy“ k dispozici, takže se čerpalo přímo ze zdroje. V databázi STARE je tomu rovněž tak s tím rozdílem, že byla vybrána, dle uvážení, segmentace od Valentiny Kouznetsové. Zdroj „zlatého standardu“ u snímků z RetCam3 byl získán díky segmentaci cévního řečiště pomocí předzpracování snímků (Obrázek 27) a morfologických operací včetně Cannyho hranové detekce, jak je znázorněno na obrázku (Obrázek 40).



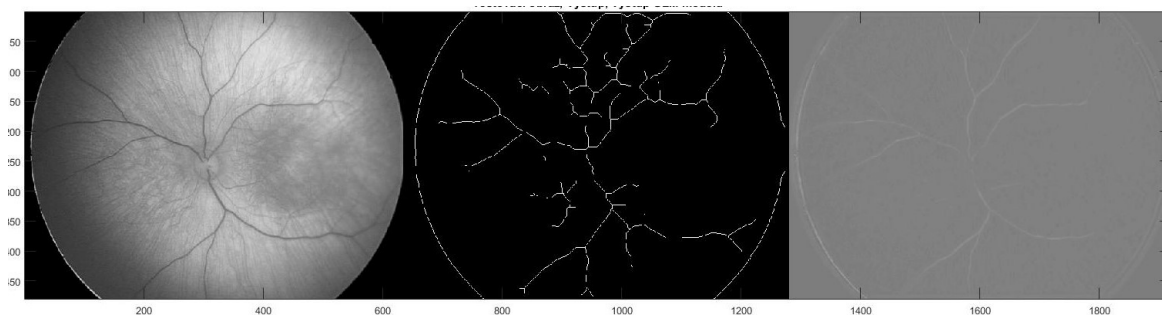
Obrázek 40 Segmentace cévního řečiště pro získání „zlatého standardu“ pro RetCam3 snímky

V tomto odstavci budou jednotlivé kroky velmi jednoduše popsány, pro více informací můžete navštívit zdroj [34]. Dilatace spočívá ve sčítání po složkách pomocí tzv. Minkovského množinového součtu, dochází tak ke zvětšování objektů. Otevření obrazu obsahuje erozi a dilataci daným strukturním elementem, v tomto případě strukturou diamond. Díky tomuto kroku se vyhladí kontury a eliminují úžiny. Eroze je proces, při kterém se odečítají dvě bodové množiny pomocí vektorového rozdílu. To zapříčiní redukci dalších drobných nerovností. Cannyho hranová detekce se použila ke zvýraznění skokových hran, kde dochází k výrazné změně hodnoty jasů. Díky prahování se potlačily hrany, jež nebyly v popředí zájmu. Na již segmentovaný snímek je uplatněna skeletonizace, což je typ morfologické operace binárního obrazu. Dochází k eliminaci informace vedoucí ke zjednodušení objektu (cév). Skeleton čili kostra objektu zůstává zachována. Pomocí morfologické operace uzavření obrazu je provedena opět dilatace s následnou erozí stejným strukturním elementem. Poslední

morfológickou operací je vyplnění děr, při kterém dochází ke spojení linií cévního řečiště, aby se v něm zabránilo diskontinuitám. [34]

Tabulka 13 Nastavené hodnoty při segmentaci cévního řečiště pomocí morfológických operací k získání „zlatého standardu“

Předzpracování obrazu	
Ostření obrazu	0.1
Mediánová filtrace	[3 3]
Segmentace obrazu	
Dilatace	Line (1,30)
Otevření	Diamond (5)
Cannyho hranová detekce	Canny (0.33)
Skeletonizace	∞
Uzavření	Diamond (12)



Obrázek 41 Ukázka „zlatého standardu“ (uprostřed) ze segmentace pomocí morfológických operací ([34]), vlevo nativní snímek z RetCam3 a napravo je GLM model

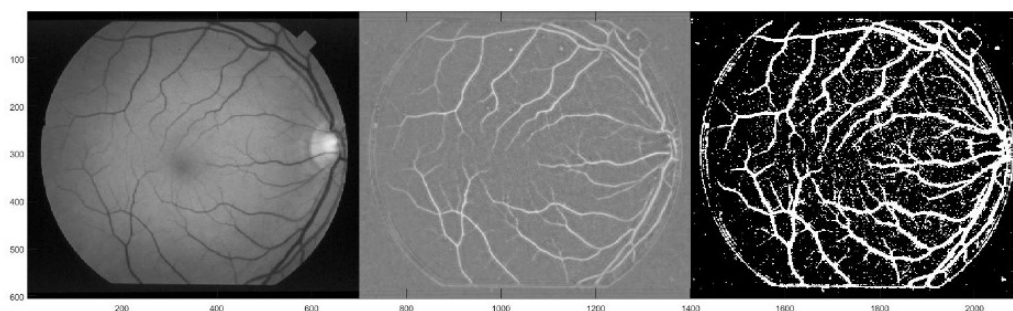
V následujících podkapitolách je zvlášť věnována pozornost testování na fundus snímcích a snímcích z RetCam3. Je zde hlavně popsána počítačová náročnost Gaborovy transformace při změně parametrů, poté u RetCam3 snímků při redukci obrazové matice (redukci pixelů) a další dílčí testování. Součástí bylo také zjišťování „kvality“, a to pomocí ROC křivky, které je rozepsáno v následující hlavní kapitole i s dosaženými výsledky.

10.1 Fundus snímky

Na tato obrazová data se aplikoval algoritmus (Obrázek 34) s parametry (viz Tabulka 14). Díky tomu, že Gaborova transformace je počítačově náročný proces, zaznamenávaly se pomocí MATLABu časy této procedury při daných parametrech. Bylo testováno 20 snímků z databáze DRIVE, a to 10 záznamů z části pro testování a 10 záznamů z trénovací části. Dále pak všechny snímky z databáze STARE pro segmentaci cévního řečiště v počtu 20 dat.

Tabulka 14 Nastavené parametry Gaborova filtru č. 1

Parametry Gaborovy vlnky		
Frekvence (Fs)	0.1:0.1:0.3	
Velikost waveletu (δ)	[2:2:8]· scale	scale=.6
Úhel (θ)	$\frac{\pi}{8}:\frac{\pi}{8}:\pi - \frac{\pi}{8}$	



Obrázek 42 Ukázka optimalizovaného výstupu (vpravo, ze STARE databáze) s nastavenými parametry č. 1; zleva nativní snímek, GLM model

Přehled počítačích časů můžete vidět v následující tabulce. Je zřejmé, že tento výpočetní čas je ovlivněn pixely obrazu, a proto je delší u fundus snímků než u méně kvalitních z RetCam3.

Tabulka 15 Počítační náročnost snímků z databáze DRIVE s parametry č. 1

Databáze DRIVE	Počítační čas [s]
<i>test</i>	13.202253
	13.332647
	13.316925
	13.337217
	13.370048
	13.460866
	13.152920
	13.237905
	13.368106
	13.170865
<i>training</i>	13.201307
	13.215885
	13.098673
	13.311595
	13.184126
	13.604905
	13.450929
	13.611993
	13.144666
	13.489298

Průměrná hodnota je rovna 13.5429 a medián byl spočten jako 13.3143.

Tabulka 16 Komputační náročnost snímků z databáze STARE s parametry č. 1

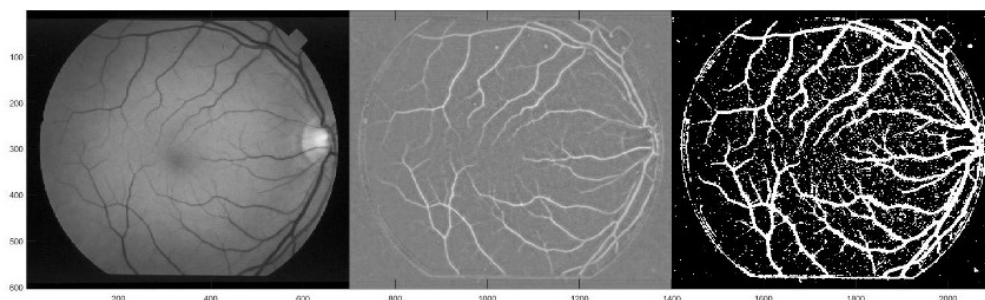
Databáze STARE	Komputační čas [s]
	15.625829
	15.741834
	15.640952
	15.663905
	15.645456
	15.686628
	16.144588
	15.753953
	15.695616
	15.616977
	15.736231
	15.832048
	15.796701
	15.701642
	16.074844
	15.745584
	15.628162
	15.633038
	15.659075
	15.712580

Průměrná hodnota je rovna 15.7368 a jejich medián se rovná 15.6986.

Testování probíhalo i při změně původně nastavených parametrů. Celkově bylo cílem zvýšit senzitivitu detekce cév zmenšením úhlu rotace, zmírněním kroků v nastavení velikosti vlnky a taktéž k mírnému navýšení frekvence. V důsledku tohoto nastavení se zvětšila komputační náročnost. Nově nastavené parametry můžete vidět v následující tabulce, poté i nově změřené časy. Tato změna parametrů měla pozitivní vliv na eliminaci zašumění ve výsledném obraze.

Tabulka 17 Nastavené parametry Gaborova filtru č. 2

Parametry Gaborovy vlnky		
Frekvence (F_s)	0.1:0.1:0.4	
Velikost waveletu (δ)	[1:1:8].· scale	scale=.6
Úhel (θ)	$\frac{\pi}{9}:\frac{\pi}{9}:\pi - \frac{\pi}{9}$	



Obrázek 43 Ukázka optimalizovaného výstupu (vpravo, ze STARE databáze) s nastavenými parametry č. 2; zleva nativní snímek, GLM model

Tabulka 18 Komputační náročnost snímků z databáze DRIVE s parametry č. 2

Databáze DRIVE	Komputační čas [s]
<i>test</i>	42.161192
	39.485624
	39.575437
	40.023434
	38.626110
	38.320248
	39.830093
	38.862808
	38.184870
	38.161027
<i>training</i>	38.587459
	41.390587
	38.554954
	38.586965
	39.844796
	42.356324
	40.821742
	41.139095
	40.699937
	40.634426

Průměrná hodnota se rovná 39.7923564 a jeho medián je 39.702765, obě hodnoty jsou téměř 3x větší než průměrné hodnoty v databázi DRIVE s parametry č. 1.

Tabulka 19 Komputační náročnost snímků z databáze STARE s parametry č. 2

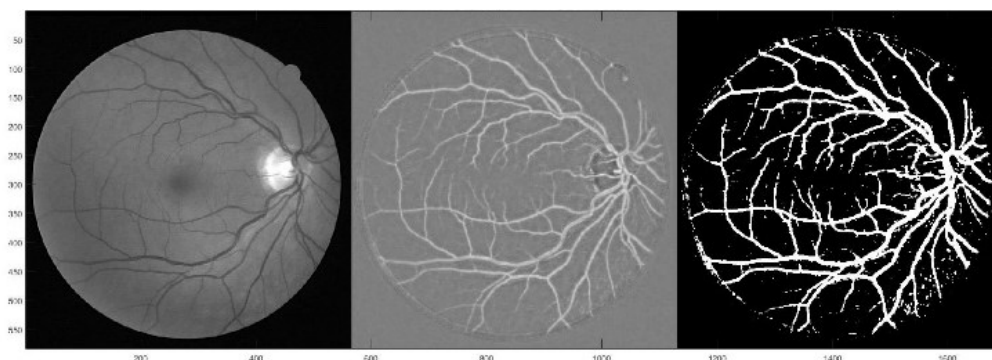
Databáze STARE	Komputační čas [s]
	49.534963
	50.417697
	49.334538
	49.445716
	49.490429
	49.416664
	51.628368
	47.442531
	50.897958
	50.648545
	51.171406
	51.926037
	48.802866
	48.82398
	48.535056
	48.627918
	49.361886
	48.257308
	49.537728
	48.510974

Průměrná hodnota je rovna 49.590628 a medián je 49.43119, což je v tomto případě o něco více než třínásobek hodnot s nastavenými parametry č. 1 v databázi STARE.

Při poslední změně hodnot (Tabulka 20) bylo testováno pouhých 6 snímků z každé databáze z důvodu největší časové vyčerpání. Všechny výstupy včetně ROC křivek (viz dále) trvaly okolo 25 až 35 min. Konečné časy pouze Gaborovy transformace jsou zaznamenány opět v tabulkách.

Tabulka 20 Nastavené parametry Gaborova filtru č. 3

Parametry Gaborovy vlnky		
Frekvence (F_s)	0.05:0.05:0.35	
Velikost waveletu (δ)	[1:1:8].· scale	scale=.6
Úhel (θ)	$\frac{\pi}{12}:\frac{\pi}{12}:\pi - \frac{\pi}{12}$	



Obrázek 44 Ukázka optimalizovaného výstupu (vpravo, z DRIVE databáze) s nastavenými parametry č. 3; zleva nativní snímek, GLM model

Tabulka 21 Komputační náročnost snímků z databáze DRIVE s parametry č. 3

Databáze DRIVE	Komputační čas [s]
test	90.045679
	90.858752
	91.707217
training	105.242893
	95.175308
	98.786813

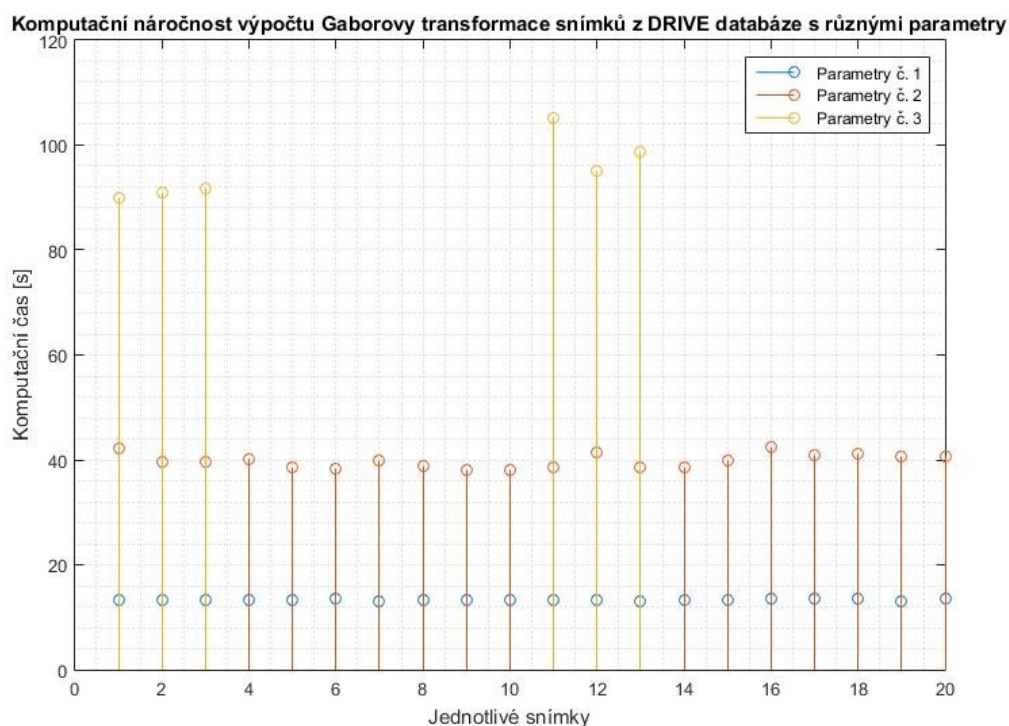
Průměrná hodnota je v tomto případě 95.302777 a medián 93.4412625. Tento čas se oproti hodnotám s nastavenými parametry č. 2 zvětšil více než 2x.

Tabulka 22 Komputační náročnost snímků z databáze STARE s parametry č. 3

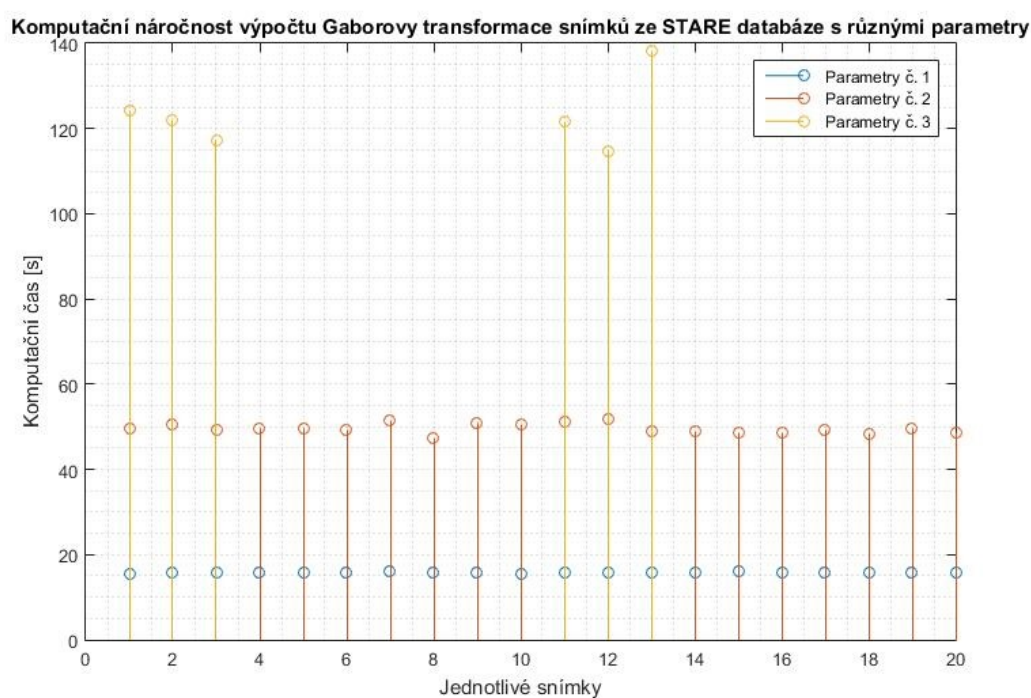
Databáze STARE	Komputační čas [s]
	124.253924
	122.106951
	117.042918
	121.746215
	114.579541
	138.385545

Průměrná hodnota je rovna 123.01918 a medián se rovná 121.92658. I tyto hodnoty díky nově nastaveným parametrům opět zvýšily komputační náročnost téměř 2.5x oproti hodnotám časů s parametry č. 2.

Pro přehled jsou graficky zaznamenány všechny časy, o kterých bylo doposud zmíněno. Nejdříve pro DRIVE databázi a následně pro STARE databázi zvlášť.



Obrázek 45 Komputační náročnost výpočtu Gaborovy transformace snímků z DRIVE databáze se změnami parametrů



Obrázek 46 Komputační náročnost výpočtu Gaborovy transformace snímků ze STARE databáze se změnami parametrů

Bylo zjištěno na databázi STARE, že pouhý jeden „zlatý standard“ není vhodný pro detekci cévního řečiště různých pacientů. Snímky byly rozděleny do skupin podle umístění optického disku (vlevo, vpravo a uprostřed). Poté, byl pro každou skupinku náhodně zvolen jeden „zlatý standard“

a podle něj probíhala segmentace cévního řečiště. Jak již bylo zmíněno, není vhodné používání universálního „zlatého standardu“. Neúspěch byl zřejmě díky individuálnímu rozmístění cév na retině, dále pak nestejnorodost umístění optického disku, potažmo vedoucích cév.

Dále bylo testováno, do jaké míry ovlivní výsledky předzpracování záznamů z databáze STARE, které nebyly v původním podání předzpracovány díky jejich většímu počtu pixelů. Očekávalo se, že výsledky nebudou ve velké míře ovlivněny, ovšem výsledek je překvapivý. Tato část zahrnovala pouze 3 snímky. Původní snímky měly v průměru o 22.3 % lepší evaluaci na základě ROC křivky (více o ROC křivce v následující kapitole) než snímky, které předzpracováním prošly s výjimkou extrakce G kanálu a převodu do monochromatického obrazu. Předzpracování bylo nutno aplikovat na snímky z RetCam3 kvůli menšímu počtu pixelů a nízkému kontrastu, bez předzpracování by se snížila senzitivita k algoritmu pro segmentaci cévního řečiště s Gaborovým filtrem.

Tabulka 23 Změna ROC snímků ze STARE bez předzpracování a s předzpracováním

ROC snímků STARE			
Snímek	ROC původní	ROC po předzpracování	Úbytek přesnosti [%]
im0001	0.87	0.68	21.83908046
im0002	0.90	0.74	17.77777778
im0139	0.92	0.67	27.17391304

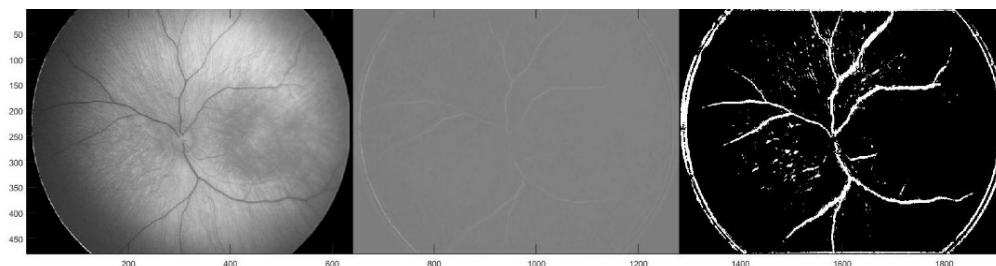
10.2 RetCam3 snímky

Na tyto snímky byl aplikován algoritmus předzpracování (Obrázek 27) a posléze algoritmus segmentační (Obrázek 34). Rovněž byl zaznamenáván počítačový čas. Ten byl v tomto případě kratší než u záznamů z fundus kamery. Zřejmě je to dáno počtem pixelů v obrazovém datu. Bylo testováno 10 snímků s vyšším kontrastem a 10 s nižším. Opět proběhla i změna parametrů. Taktéž se v tomto datasetu testovalo, jak se změní výpočetní náročnost po redukci obrazové matice na 90 %, 80 %, 70 % a 60 %.

Pro přehlednost je opět uvedena tabulka s nastavenými parametry, parametry č. 1–3 jsou totožné s nastavením u fundus snímků.

Tabulka 24 Nastavené parametry Gaborova filtru č. 1

Parametry Gaborovy vlnky		
Frekvence (F_s)	0.1:0.1:0.3	
Velikost waveletu (δ)	[2:2:8].· scale	scale=.6
Úhel (θ)	$\frac{\pi}{8}:\frac{\pi}{8}:\pi - \frac{\pi}{8}$	



Obrázek 47 Ukázka optimalizovaného výstupu s vyšším kontrastem (vpravo, z FNO) s nastavenými parametry č. 1; zleva nativní snímek, GLM model

Tabulka 25 Komputační náročnost snímků z FNO s parametry č. 1

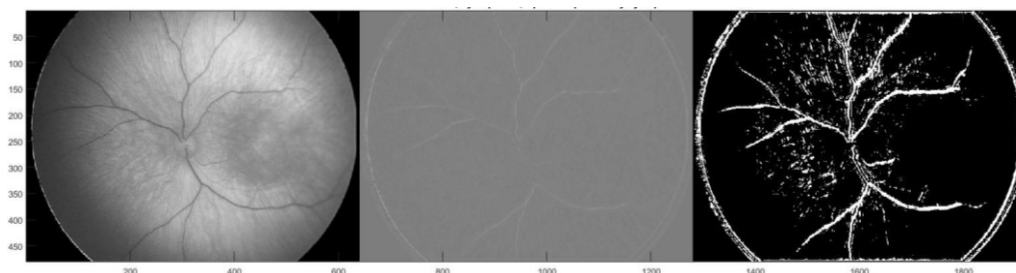
RetCam3 z FNO	Komputační čas [s]
kontrastní	13.898595
	13.289327
	13.678113
	13.658718
	13.626655
	13.659693
	13.689256
	13.612123
	13.442459
	13.638704
méně kontrastní	13.293158
	13.33944
	13.307319
	13.698895
	13.534723
	13.512053
	13.646005
	13.370702
	13.453952
	13.508762

Průměrná hodnota je rovna 13.5429 a mediánem je 13.5734. Od databáze DRIVE se tyto časy liší o \pm desetiny sekundy, ovšem od databáze STARE o více než 2 s.

Při zmenšování úhlu rotace a dalších změnách v nastavení Gaborovy vlnky se komputační čas zvyšoval, ovšem vizuálně to ovlivnilo kvalitu segmentace. Můžeme vidět, že u snímků z RetCam3 udělala senzitivnější změna více škody než užitku, i přes to, že evaluace s ROC křivkou stoupala (viz v další kapitole). Záznam je ve větší míře zatížen šumem, než tomu bylo v předchozím případě (Obrázek 47).

Tabulka 26 Nastavené parametry Gaborova filtru č. 2

Parametry Gaborovy vlnky		
Frekvence (Fs)	0.1:0.1:0.4	
Velikost waveletu (δ)	[1:1:8]· scale	scale=.6
Úhel (θ)	$\frac{\pi}{9} : \frac{\pi}{9} : \pi - \frac{\pi}{9}$	



Obrázek 48 Ukázka optimalizovaného výstupu s vyšším kontrastem (vpravo, z FNO) s nastavenými parametry č. 2; zleva nativní snímek, GLM model

Tabulka 27 Komputační náročnost snímků z FNO s parametry č. 2

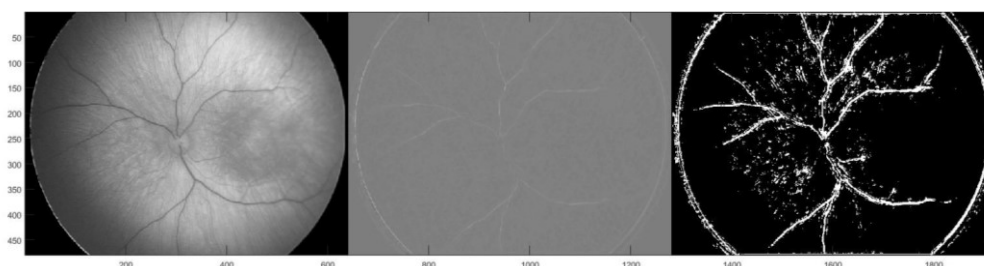
RetCam3 z FNO	Komputační čas [s]
kontrastní	42.321083
	41.877523
	42.142588
	48.230081
	43.258659
	42.901308
	42.779025
	42.15146
	42.272179
	41.96484
méně kontrastní	42.236817
	42.533537
	41.786602
	41.699222
	41.647736
	42.087884
	41.596888
	41.710759
	41.848647
	42.123227

Průměrná hodnota je rovna 42.45850325 a medián se rovná 42.1329075. Tento čas je v tomto případě vyšší než u obrazových dat z databáze DRIVE (± 2 s), ale opět menší o téměř 7 s než u databáze STARE.

Poslední změna parametrů, stejná jako u předchozího datasetu fundus snímků, je znázorněna v tabulce uvedené níže. Pro srovnání byl zde použit algoritmus na stejný záznam jako u předchozích nastavení (Obrázek 47, Obrázek 48).

Tabulka 28 Nastavené parametry Gaborova filtru č. 3

Parametry Gaborovy vlnky		
Frekvence (F_s)	0.05:0.05:0.35	
Velikost waveletu (δ)	[1:1:8].· scale	scale=.6
Úhel (θ)	$\frac{\pi}{12}:\frac{\pi}{12}:\pi - \frac{\pi}{12}$	

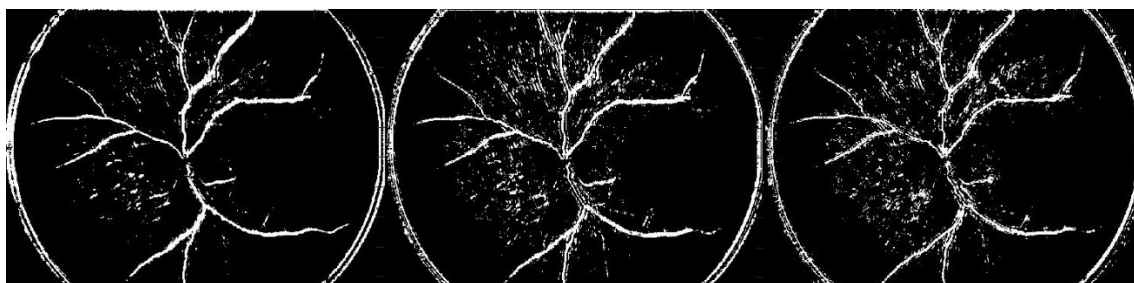


Obrázek 49 Ukázka optimalizovaného výstupu s vyšším kontrastem (vpravo, z FNO) s nastavenými parametry č. 3; zleva nativní snímek, GLM model

Tabulka 29 Komputační náročnost snímků z FNO s parametry č. 3

RetCam3 z FNO	Komputační čas [s]
kontrastní	93.214492
	93.424361
	95.400473
méně kontrastní	95.164728
	93.858725
	92.677327

Průměrná hodnota komputační náročnosti testovaných obrazových dat je 93.95668433 a medián je roven 93.641543.



Obrázek 50 Srovnání výstupů s parametry (zleva) č. 1, č. 2 a č. 3

Na demonstrovaném obrázku (Obrázek 50) můžete vidět, že při senzitivnějším nastavení vlnky se detekují i malé cévy působící jako šum ve výsledku. V případě fundus kamer, to mělo spíše opačný vliv, šum se eliminoval. U menšího počtu pixelů je tedy vhodné nastavení parametrů č. 1, aby nedocházelo

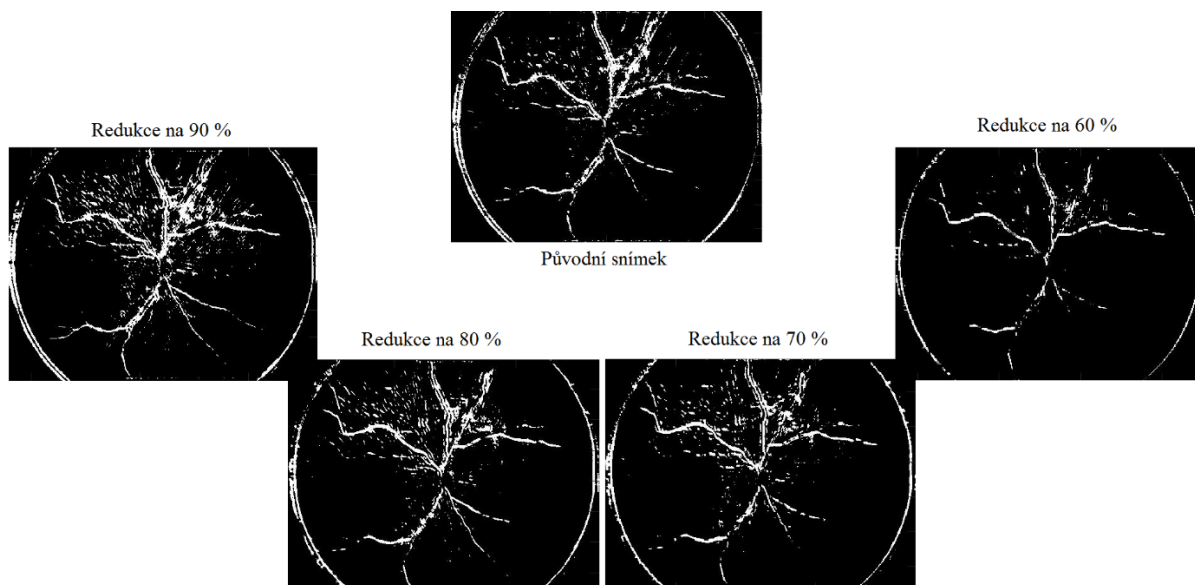
ke zbytečnému navyšování šumu v obrazovém datu. Toto zašumění se dá ale redukovat morfologickou operací erozí, o které bude v práci ještě zmínka.

Jak již bylo na začátku naznačeno, testovala se počítačová náročnost i při redukci obrazového data. Očekávalo se, že s redukcí bude počítačový čas klesat, ale v jednom případě tomu tak nebylo. I přes všechny předpoklady, redukcí obrazové matice na 90 %, se čas zvýšil. Testovaly se snímky s nastavením č. 1 (viz Tabulka 24).

Tabulka 30 Počítačová náročnost snímků z RetCam3 s redukcí obrazové matice

RetCam3 z FNO	Počítačový čas [s] při redukci na:			
	90 %	80 %	70 %	60 %
kontrastní	17.21642	12.75257	9.442933	7.660674
	17.59371	12.69063	9.5096	8.079385
	17.34378	12.22876	9.337301	7.506418
	16.88819	12.10033	9.533691	7.945979
	17.31437	12.72186	9.506342	7.779636
	17.55617	12.0185	9.614906	7.643224
	17.45162	12.51372	9.424576	7.630929
	17.21347	12.26701	9.486857	7.611681
	17.17219	12.368	9.345824	7.599828
	17.45335	12.15931	9.948717	7.938019
méně kontrastní	17.09723	12.0635	9.682198	7.499266
	17.11109	12.41421	9.719327	7.641781
	17.32376	12.23726	9.474844	7.752036
	17.36212	12.39318	9.90603	7.534053
	17.39154	12.46528	9.782405	7.472883
	17.32434	12.26402	9.366413	7.445123
	17.6547	12.42362	9.38777	7.444772
	17.2959	12.26524	9.57311	7.768399
	17.26027	12.66591	9.657473	7.737104
	17.27984	12.46755	9.343368	7.711158
Průměr	17.3152027	12.37402255	9.55218425	7.6701174
Medián	17.319067	12.3805885	9.507971	7.6425025

Jak můžete vidět v tabulce (Tabulka 30), počítačový čas při redukci pixelů ve snímku klesal. Jsou zde zaznamenány i průměry s mediány. Zašumění v obraze se postupně zmenšuje s výjimkou u obrazového data s redukcí na 90 %, zde je šum obsažen ve vyšší míře než ve snímku původním (viz Obrázek 51). Se snižováním zašumění se snižuje i informace o umístění cévního řečiště. To postupně způsobuje větší diskontinuity v průbězích cév.



Obrázek 51 Demonstrace redukování obrazové matice ze snímků z RetCam3 z FNO

11 Evaluace segmentace na základě ROC křivky

ROC křivka (*Receiver Operating Characteristic Curve*) byla vyvinuta americkými vědci a během 2. světové války poprvé použita pro přesnější detekci nepřátelských objektů. V současnosti nachází široké uplatnění především v oblasti medicíny při rozhodování, ku příkladu v epidemiologii, radiologii, psychologii. Medicínské testy hrají nepostradatelnou roli v moderní medicíně, ne jenom v určování správné diagnózy, ale také k vylučování diagnózy u individuálního pacienta. Jestliže se test testuje dvěma výstupy jako test+ a test- (pozitivní/negativní), nazývá se dichotomní (*dichotomous test*) používaný zejména ve výkonnostních testech. Je-li tzv. skórovacích jednotek více, jedná se již o test polytomní (*polytomous test*). [44, 45]

Křivka umožňuje posuzování schopnosti diagnostického testu v závislosti na jeho senzitivitě a specifitě, a tak eliminovat důsledky chybných rozhodnutí. Tyto dvě komponenty měří validitu testu. Na ose x je vynesena $1 - \text{specifita testu}$ (podíl falešně pozitivních výsledků – *false positive rate*) a na y-ovou osu hodnota *senzitivity testu* (podíl správně pozitivních výsledků – *true positive rate*). Senzitivita, též TPR, může být definována jako poměr mezi pacienty, kteří byli pomocí testu správně klasifikováni, a všemi pacienty, jenž dané onemocnění skutečně mají. Na druhou stranu specifita, též TNR, se definuje jako poměr mezi zdravými jedinci, které test správně vyloučil, a všemi zdravými jedinci. [44, 45, 46]

Klasifikuje se tedy do dvou tříd, pozitivní a negativní (viz Tabulka 31). U screeningového testu se rozhoduje, kteří jedinci jsou zdraví a kteří trpí sledovaným onemocněním. To umožňuje rozdělení množin osob do čtyř.

1. *True positive* (TP) – pacienti s nemocí, které test správně označil za nemocné.
2. *True negative* (TN) – zdraví jedinci, kteří byli vyhodnoceni testem jako zdraví.
3. *False positive* (FP) – zdraví jedinci, kteří byli vyhodnoceni jako nemocní.
4. *False negative* (FN) – nemocní pacienti, které test nesprávně označil za zdravé.

Tabulka 31 Klasifikační tabulka pro ROC analýzu [44]

Test	Nemoc		Celkem
	přítomna	nepřítomna	
pozitivní	TP	FP	TP + FP
negativní	FN	TN	FN + TN
celkem	TP + FN	FP + TN	n

V následujících vzorcích je demonstrována definice senzitivity, specifity, falešně pozitivní poměr a falešně negativní.

$$TPR = \text{senzitivita} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (26)$$

$$TNR = \text{specifita} = \frac{TN}{FP+TN} \quad (27)$$

$$FPR = \text{falešně pozitivní poměr} = \frac{FP}{FP+TN} \quad (28)$$

$$FNR = \text{falešně negativní poměr} = \frac{FN}{TP+FN} \quad (29)$$

Dalšími důležitými veličinami ROC analýzy jsou tzv. prediktivní hodnoty testu, pozitivní a negativní prediktivní hodnota testu. PPV (*positive predictive value*) nám určuje, jaká je pravděpodobnost, že je pacient nemocen, když je test pozitivní (vykazující nemoc), definuje se jako poměr pravdivě pozitivních testů ke všem pozitivním testům.

$$PPV = \text{pozitivní prediktivní hodnota} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (30)$$

Dále je NPV (*negative predictive value*), které definuje přesnost negativní predikce, přičemž jde o poměr pravdivě negativních testů a všech negativních testů.

$$NPV = \text{negativní prediktivní hodnota} = \frac{TN}{TN+FN} \quad (31)$$

Senzitivita a specifita jsou charakteristiky samotného diagnostického testu, zatímco prediktivní hodnoty jsou velmi závislé na prevalenci onemocnění. [44]

Plocha pod křivkou (AUC – *area under the ROC curve*) je neparametrická veličina, nabývá hodnot od 0 do hodnot 1 a právě její velikost definuje kvalitu diagnostického testu nebo regresního modelu. Čím více se blíží 1 čili 100 %, tím je test kvalitnější. Hodnocení kvality se podle Tapea [47] definuje podle velikosti plochy pod křivkou následující stupnicí:

- 0.50–0.60: selhání (*FAIL*)
- 0.60–0.70: slabá (*POOR*)
- 0.70–0.80: slušná (*FAIR*)
- 0.80–0.90: dobrá (*GOOD*)
- 0.90–1.00: výtečná (*EXCELLENT*)

Nejdůležitějším úkolem ROC analýzy je správné nadefinování optimální polohy dělicího bodu. Při posunech polohy prahové hodnoty se mění všechny základní charakteristiky: TP, TN, FP, FN, senzitivita, specifita, PPV i NPV. [44]

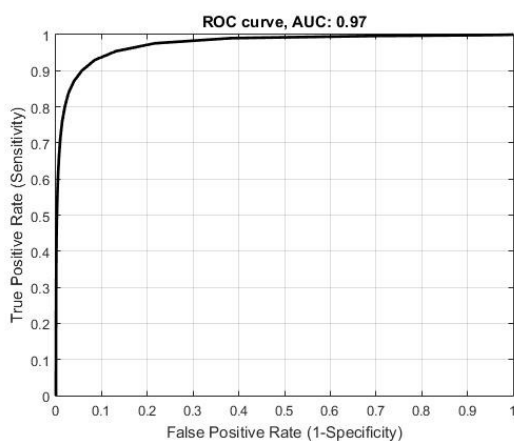
11.1 Výsledky ROC snímků z fundus kamer databází DRIVE a STARE

První analýza ROC křivkou se týkala obrazových dat z databází DRIVE a STARE. V tabulkách níže bude vyobrazeno 20 výsledků z každé části s daty po segmentaci Gaborovou transformací s parametry č. 1 (Tabulka 14).

Tabulka 32 Evaluace na základě ROC křivky snímků z databáze DRIVE s parametry č. 1

Databáze DRIVE	AUC
<i>test</i>	0.97
	0.97
	0.95
	0.96
	0.95
	0.95
	0.97
	0.97
	0.96
	0.96
<i>training</i>	0.97
	0.96
	0.97
	0.96
	0.94
	0.96
	0.96
	0.96
	0.96
	0.96

V testu klasifikace podle Tapea [47] se naše výsledky v tomto konkrétním případě pohybují v hodnocení *EXCELLENT*. Průměr je roven 0.9605 a medián 0.96.



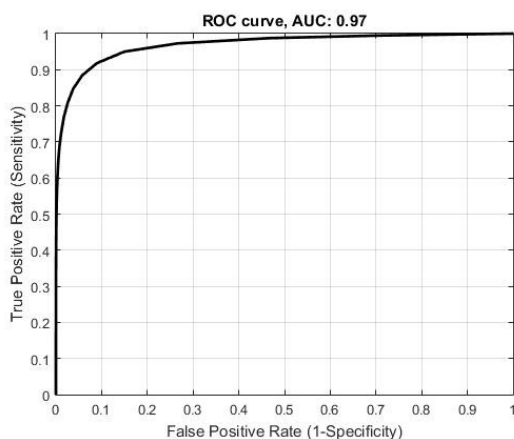
Obrázek 52 ROC křivka s AUC 0.97 z databáze DRIVE s parametry č. 1

Tabulka 33 Evaluace na základě ROC křivky snímků z databáze STARE s parametry č. 1

Databáze STARE	AUC
	0.87
	0.9
	0.9
	0.83
	0.93
	0.92
	0.95
	0.92
	0.94
	0.92
	0.95
	0.97
	0.94
	0.95
	0.93
	0.89
	0.94
	0.92
	0.91
	0.83

Tyto výsledky se, podle již zmíněné klasifikace, pohybují od *GOOD* po *EXCELLENT*. Průměrná hodnota je rovna 0.9155 a medián 0.92.

Při první změně parametrů došlo k mírnému zvýšení hodnoty plochy pod křivkou. Následně budou demonstrovány výsledky se snímků s parametry č. 2 (Tabulka 17).

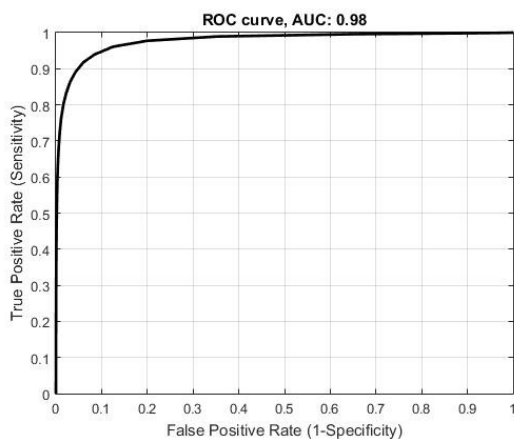


Obrázek 53 ROC křivka s AUC 0.97 z databáze STARE s parametry č. 1

Tabulka 34 Evaluace na základě ROC křivky snímků z databáze DRIVE s parametry č. 2

Databáze DRIVE	AUC
<i>test</i>	0.98
	0.98
	0.96
	0.96
	0.96
	0.96
	0.97
	0.97
	0.96
	0.97
<i>training</i>	0.97
	0.97
	0.97
	0.97
	0.95
	0.97
	0.96
	0.97
	0.97
	0.97

Průměrná hodnota je 0.967 a medián je roven 0.97. Došlo ke zvýšení hodnot AUC oproti snímkům s parametry č. 1 a to o ± 0.01 , tzn. asi 1 %.



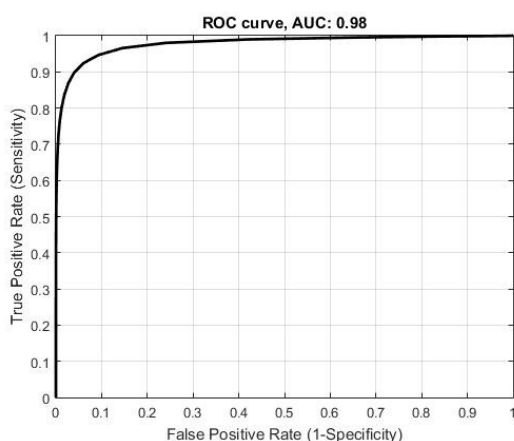
Obrázek 54 ROC křivka s AUC 0.98 z databáze DRIVE s parametry č. 2

Tabulka 35 Evaluace na základě ROC křivky snímků z databáze STARE s parametry č. 2

Databáze STARE	AUC
	0.91
	0.92
	0.91
	0.9
	0.94
	0.93
	0.96
	0.94
	0.95
	0.93
	0.96
	0.98
	0.96
	0.96
	0.96
	0.92
	0.96
	0.95
	0.94
	0.88

Průměrná hodnota je 0.938 a medián se rovná 0.94. Došlo ke zvýšení AUC a to ± 0.02 , tzn. o 2 %.

Poslední změna parametrů byla z důvodu počítačové náročnosti zkrácena na pouhých 6 snímků z každé databáze. Tyto snímky jsou výsledky po segmentaci s nastavenými parametry č. 3 (Tabulka 20).

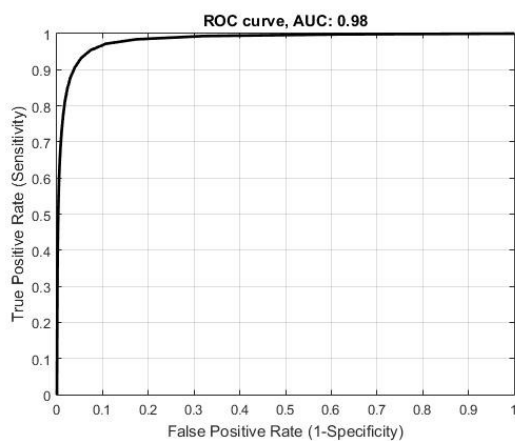


Obrázek 55 ROC křivka s AUC 0.98 z databáze STARE s parametry č. 2

Tabulka 36 Evaluace na základě ROC křivky snímků z databáze DRIVE s parametry č. 3

Databáze DRIVE	AUC
<i>test</i>	0.98
	0.98
	0.96
<i>training</i>	0.98
	0.97
	0.97

Průměrná hodnota je rovna 0.9733 a medián 0.927.

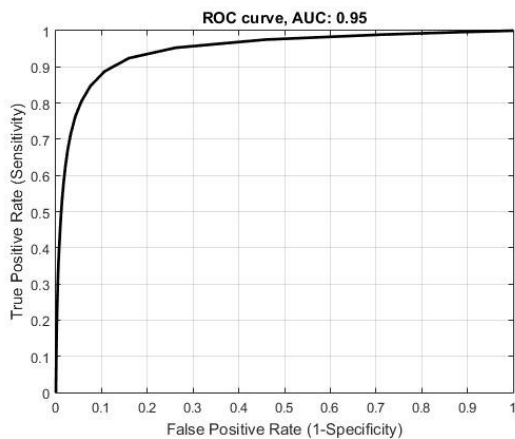


Obrázek 56 ROC křivka s AUC 0.98 z databáze DRIVE s parametry č. 3

Tabulka 37 Evaluace na základě ROC křivky snímků z databáze STARE s parametry č. 3

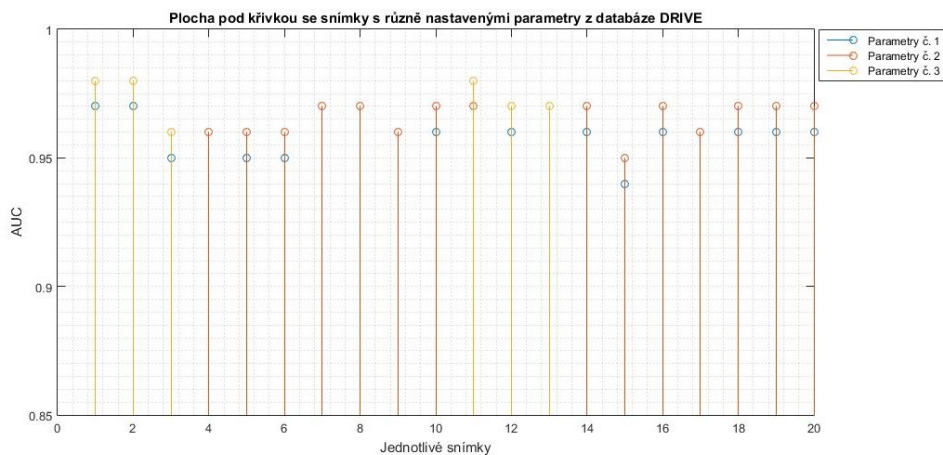
Databáze STARE	AUC
	0.92
	0.92
	0.92
	0.92
	0.95
	0.93

Průměrná hodnota se rovná 0.927 a medián je roven 0.92.

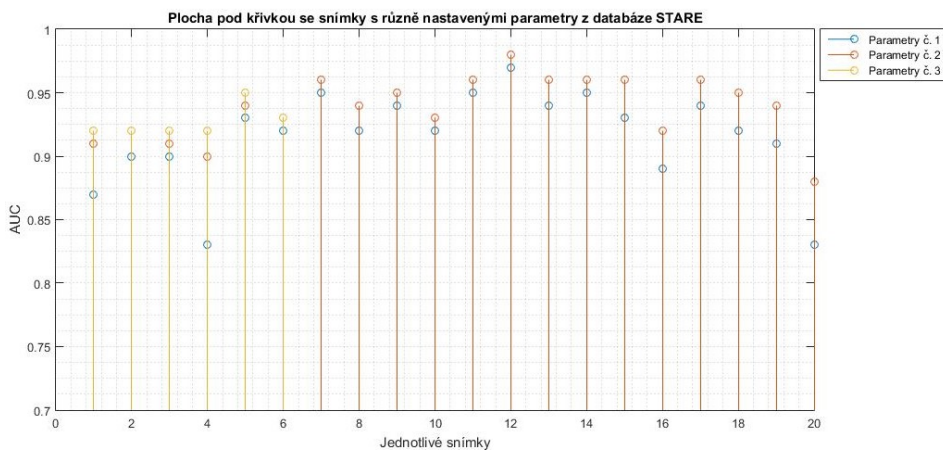


Obrázek 57 ROC křivka s AUC 0.95 z databáze STARE s parametry č. 3

Pro přehlednost je opět graficky demonstrována změna AUC při změně parametrů v segmentaci cévního řečiště od č. 1–3.



Obrázek 58 AUC se snímký s různě nastavenými parametry z databáze DRIVE



Obrázek 59 AUC se snímký s různě nastavenými parametry z databáze STARE

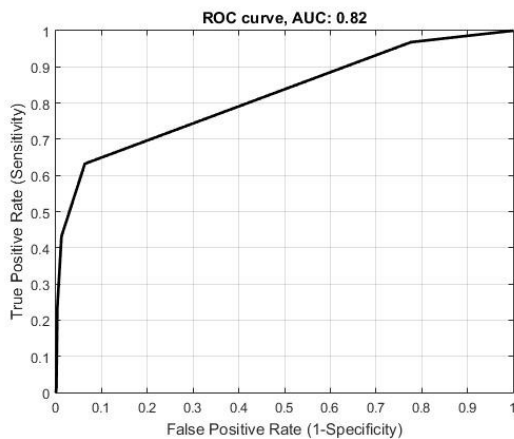
11.2 Výsledky ROC snímků z RetCam3 z FNO

Pro připomenutí bylo testováno 20 obrazových dat z toho 10 kontrastních a 10 nektrastních. Výsledky ROC analýzy naleznete v níže uvedených tabulkách. Analýza se opět týkala změn AUC po změně parametrů, redukci pixelů v obrazové matici.

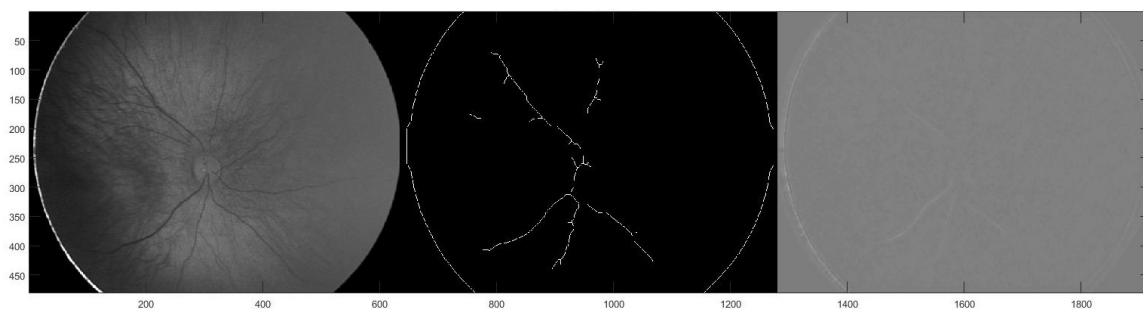
Tabulka 38 Evaluace na základě ROC křivky snímků z FNO s parametry č. 1

RetCam3 z FNO	AUC
kontrastní	0.8
	0.85
	0.71
	0.59
	0.68
	0.76
	0.8
	0.74
	0.69
	0.82
méně kontrastní	0.57
	0.98
	0.65
	0.61
	0.83
	0.86
	0.7
	0.62
	0.67
	0.92

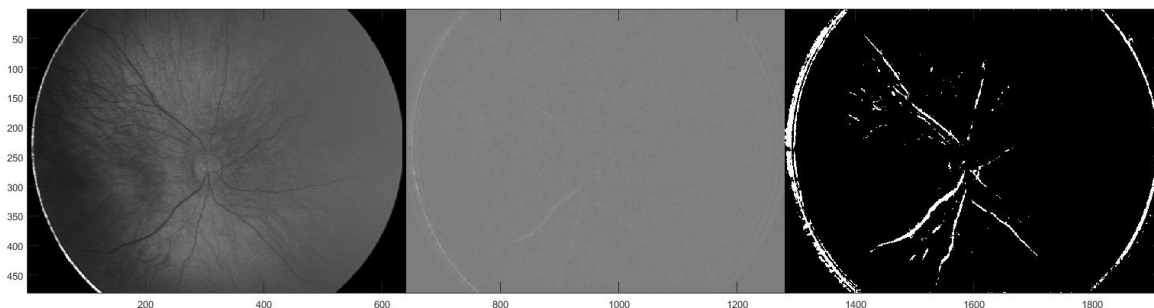
Průměrná hodnota je rovna 0.7425 a medián 0.725. Dle klasifikace podle Tapea [47] se pohybujeme v celém rozsahu, a to od *FAIL* až po *EXCELLENT*. Pravděpodobně je to způsobeno kvalitou snímků, menším kontrastem, může to být zapříčiněno i nedokonalým „zlatým standardem“, který byl vygenerován díky segmentaci s použitím morfologických operací ([34]). Tuto jistou nedokonalost můžete spatřit na obrázku (Obrázek 61) a následně výstup segmentovaného cévního řečiště pomocí Gaborovy transformace (Obrázek 62).



Obrázek 60 ROC křivka s AUC 0.82 z FNO s parametry č. 1



Obrázek 61 Ukázka „zlatého standardu“ na snímku s menším kontrastem; vlevo nativní snímek, uprostřed „zlatý standard, napravo výstup modelu GLM



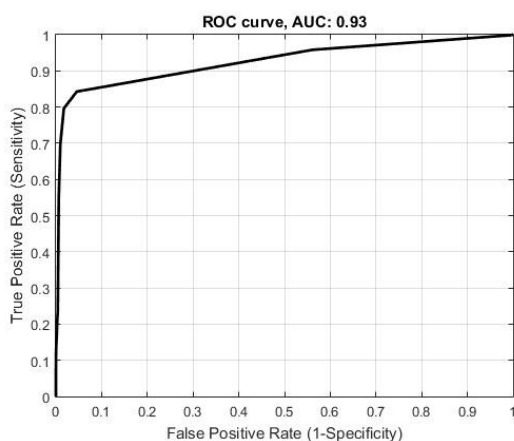
Obrázek 62 Ukázka optimalizovaného výstupu (vpravo); nativní snímek vlevo a GLM model uprostřed

Při změnách parametrů u snímků z RetCam3, docházelo k mírnému zvyšování AUC, přestože byly snímky viditelně více zatížené šumem (Obrázek 50). Možný důvod je ten, že ve „zlatých standardech“ se vyskytuje i „chybná“ detekce menších arterioli z choriodey.

Tabulka 39 Evaluace na základě ROC křivky snímků z FNO s parametry č. 2

RetCam3 z FNO	AUC
kontrastní	0.9
	0.84
	0.81
	0.8
	0.76
	0.82
	0.93
	0.82
	0.77
	0.85
méně kontrastní	0.95
	0.98
	0.74
	0.66
	0.83
	0.92
	0.79
	0.76
	0.77
	0.94

Průměrná hodnota je rovna 0.832 a medián 0.82. Nárůst AUC se pohybuje oproti snímkům s parametry č. 1 o $\pm 1\%$.



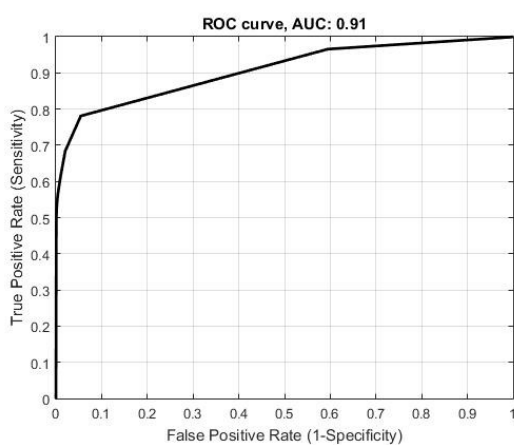
Obrázek 63 ROC křivka s AUC 0.93 z FNO s parametry č. 2

V poslední změně parametrů, záznamy s parametry č. 3 (Tabulka 28), se testovaly pouze 3 z kontrastního datasetu a 3 z nekontrastního. Je to z důvodu vysoké počítačové náročnosti.

Tabulka 40 Evaluace na základě ROC křivky snímků z FNO s parametry č. 3

RetCam3 z FNO	AUC
kontrastní	0.91
	0.87
	0.85
méně kontrastní	0.96
	0.99
	0.78

Průměrná hodnota se rovná 0.8933 a medián je roven 0.89. Došlo znovu ke zvyšování AUC oproti snímkům s nastavenými parametry č. 2, ale o méně než 1 %.



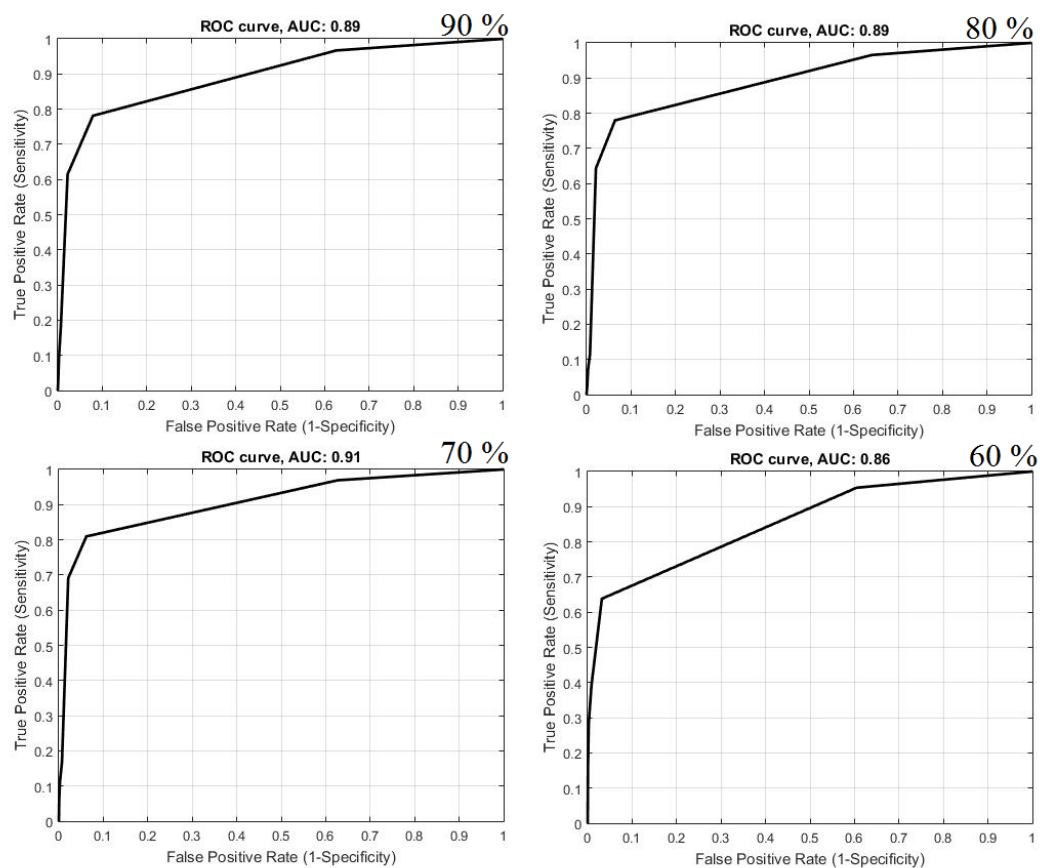
Obrázek 64 ROC křivka s AUC 0.91 z FNO s parametry č. 3

Tabulka 41 Evaluace pomocí ROC analýzy na snímcích z RetCam3 s redukcí obrazové matice (s parametry č. 1)

RetCam3 z FNO	AUC			
	90 %	80 %	70 %	60 %
kontrastní	0.89	0.89	0.91	0.86
	0.83	0.85	0.85	0.73
	0.73	0.71	0.72	0.72
	0.76	0.72	0.72	0.75
	0.76	0.76	0.77	0.74
	0.82	0.82	0.82	0.79
	0.83	0.81	0.8	0.87
	0.8	0.81	0.79	0.81
	0.79	0.76	0.77	0.81
	0.84	0.87	0.87	0.74
méně kontrastní	0.79	0.76	0.79	0.9
	0.98	0.98	0.98	0.94
	0.73	0.72	0.69	0.73
	0.69	0.67	0.68	0.68
	0.83	0.82	0.82	0.8
	0.88	0.91	0.84	0.92
	0.74	0.76	0.73	0.72
	0.74	0.74	0.74	0.77
	0.74	0.72	0.73	0.72
	0.93	0.95	0.92	0.86
Průměr	0.805	0.8015	0.797	0.793
Medián	0.795	0.785	0.79	0.78

Ve výše uvedené tabulce lze vidět, že průměrné AUC klesá přímo úměrně s vyšší redukcí obrazové matice v jednotlivých datech. Praktický výstup jste již mohli zaznamenat výše (Obrázek 51).

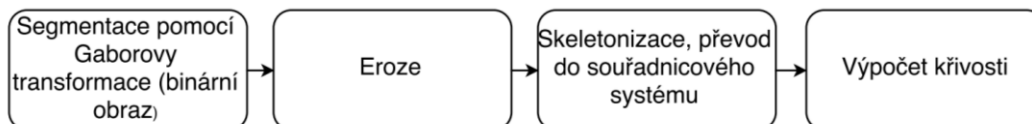
I přesto, že je v některých případech stejné AUC, křivka ROC se neustále modifikovala, jak je vidno z obrázku (Obrázek 65).



Obrázek 65 ROC křivka s různými AUC s rozdílnou redukcí stejného snímku z FNO

12 Testování navrženého algoritmu pro výpočet tortuozity na snímcích z FNO

Tortuozita je parametr, kterým se hodnotí zakřivení cévního systému v libovolných bodech cévy. Neexistuje jednotné měřítko určující patologický stav.



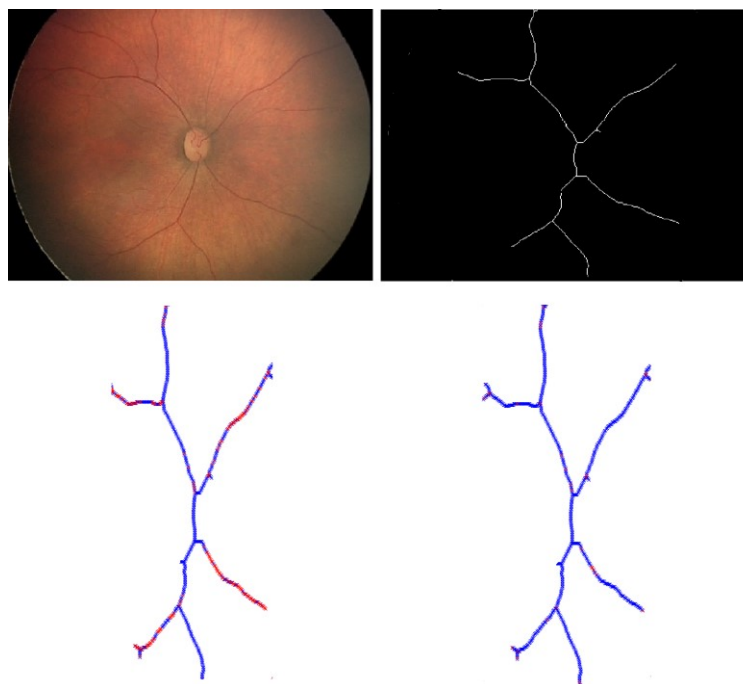
Obrázek 66 Postup pro výpočet tortuozity

V blokovém schématu můžete vidět dílčí části vedoucí k výpočtu cévního zakřivení. Po segmentaci cévního řečiště a získání binárního obrazu je nutno vyfiltrovat šum, který je obsažen. Eliminuje se pomocí morfologické operace zvané eroze. Využívá se zde stejných strukturálních elementů jako u dilatace, přesněji diamond 3x3, aplikace je odlišná. Skeletonizace je morfologická operace, která ztenčí cévní struktury na jednotkovou tloušťku, aby se získal tzv. skeleton. Tento krok je velmi důležitý, jelikož díky němu můžeme s libovolným elementem cévy operovat jako s bodem. Binární obraz je následně transformován do souřadnicového systému, u kterého je element cévy popsán souřadnicemi $[x, y]$. Na základě této informace se dá jednoduše vypočítat křivost funkce, cévy.

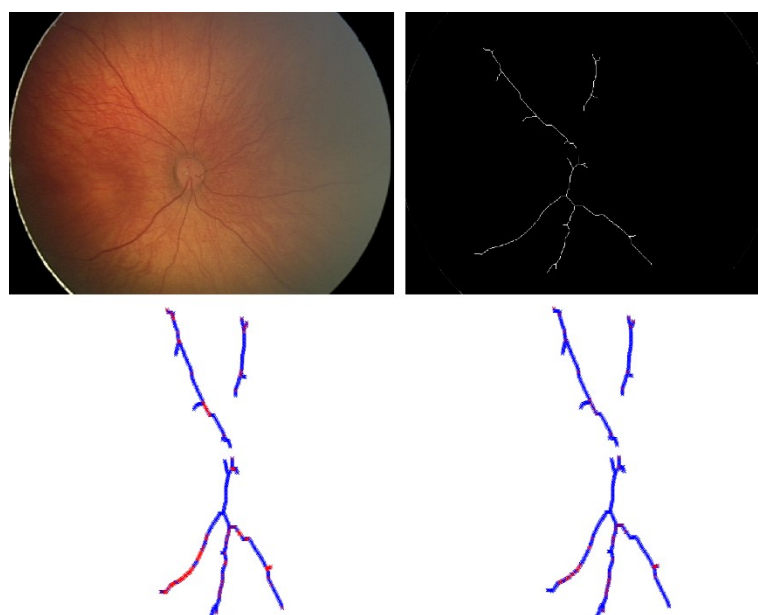
Předpokládáme, že je céva v nějaké konečné délce spojitá, poté se v každém bodě spojitě funkce může spočítat derivace funkce uchovávající informaci o strmosti, označovanou k (směrnice tečny). Následně se spočítá tangens této směrnice, který udává úhel strmosti v daném bodě vůči horizontální rovině. Takovýmto způsobem je popsán každý obrazový element cévy.

$$k = \frac{dy}{dx} \quad (32)$$

Popsané cévní elementy klasifikujeme pomocí prahovací škály zakřivení. To znamená, že je zvolena prahovací hodnota a všechny hodnoty nad touto zvolenou jsou indikovány červeně, naopak všechny hodnoty menší než prahovací, jsou zaznamenány modře. Je možno segmentovat mapu zakřivení do dvou či více skupin zakřivení podle pevně nastavených prahovacích hodnot. Jak již bylo zmíněno, tyto prahy jsou voleny libovolně a na základě lékařských znalostí a zkušeností jsou posléze hodnoceny, zda je zakřivení patologické či nikoli.



Obrázek 67 Model tortuozity s prahovací hodnotou 10° (vlevo dole) a 50° (vpravo dole), nativní obraz s binárním obrazem – skeletonem (nahore) na snímku z RetCam3



Obrázek 68 Model tortuozity s prahovací hodnotou 10° (vlevo dole) a 50° (vpravo dole), nativní snímek s binárním obrazem – skeletonem (nahore) na obrazovém datu z RetCam3

13 Závěr

Má bakalářská práce se zabývá segmentací cévního řečiště na základě Gaborovy transformace. Tato procedura je aplikovaná na anonymní data z Centra pro děti s vadami zraku Oční kliniky Fakultní nemocnice v Ostravě, rovněž na datasety ze dvou databází DRIVE a STARE.

Obrazová data z FNO byla pořízena RetCam3 v rozlišení 640x480 pixelů. Jedná se o snímky s obecně menším kontrastem, některé nejsou kontrastní téměř vůbec. Jsou nerovnoměrně osvětleny a jsou zde přítomny choroidální cévy díky nedostatečné pigmentaci dětské cévnatky. V lepším rozlišení jsou již zmíněné snímky z databází pocházející z fundus kamer.

Analýza fundus snímků dopadla, podle očekávání, mnohem lépe, neboť disponují lepším kontrastem cév vůči retinálnímu pozadí a taktéž lepším rozlišením. Výsledky u RetCam3 jsou někdy lepší, někdy horší. Záleží to hlavně na neuniformních záznamech, co se kontrastu týče. Dále pak si lze povšimnout, že čím blíže k optickému disku, tím je lepší kontrast. Naopak u okrajů sítnice kontrast téměř zaniká. Tento fakt je dán fokusací retinální sondy na oblast optického disku a výběrem čočky s daným rozsahem zorného pole.

V průběhu testování byly postupně měněny parametry (č. 1–3) Gaborova filtru pro všechna obrazová data. Při zmenšování úhlu natočení Gaborova filtru a při „zjemňování“ dalších parametrů se dosahovalo lepších výsledků u fundus snímků, naopak u RetCam3 docházelo ke zvyšování šumu, respektive zachytávání cév cévnatky atd. Komputační náročnost se díky menší rotaci, a tudíž zvýšenému počtu natočení, zvyšovala u všech datasetů. Výsledky ROC analýzy vykazovaly rovněž ve většině případů nárůst, i u snímků z RetCam3.

Bylo experimentálně zjišťováno, zda je možné využít jeden tzv. „zlatý standard“ se snímky z databáze STARE (s nastavenými parametry č. 1). Došlo se k závěru, že to možné spíše není kvůli individualitě cévních řečišť v lidské retině, zachytávání retiny v jiných polohách, možnému výskytu patologických ložisek atp.

Dále bylo testováno, do jaké míry ovlivní předzpracování fundus záznamů z databáze STARE (s nastavenými parametry č. 1), které tímto krokem neprošly z důvodu většího počtu pixelů než u RetCam3 záznamů. Výsledkem nebyl očekávaný lehký nárůst AUC, ale pokles, a to o více než 20 %. Důvodem je zkreslení dat díky tomuto algoritmu pro předzpracování, který byl ovšem velmi důležitým krokem u obrazových dat z FNO z důvodu kontrastu a rozlišení.

V neposlední řadě bylo ověřováno, zda redukce obrazové matice povede ke snížení komputačního času, potažmo ke snižování hodnoty AUC v ROC analýze. Jednalo se o redukci pixelů u všech obrazových dat z RetCam3 (s nastavenými parametry č. 1) na 90 %, 80 %, 70 % a 60 %. Při prvním snížení pixelů ze 100 % na 90 %, došlo překvapivě k navýšení výpočetní náročnosti, ovšem při následné redukci již jen klesala. Průměrná plocha pod křivkou se podle očekávání snižovala.

V poslední části této práce se testoval již navržený algoritmus pro výpočet zakřivení cévního řečiště v jednotlivých bodech. Funguje na principu 1. derivace, kdy se díky skeletonizaci a následnému převedení do souřadnicového systému cévní systém popisuje jako funkce pomocí souřadnic $[x, y]$. Nejprve se vypočítá směrnice tečny, posléze tangens této směrnice a tím se získá úhel strmosti v daném

bodě vůči horizontální rovině. Nastavuje se zde tzv. prahovací hodnota, díky které posléze lékař může hodnotit stav tortuozity cévního systému.

Budoucí směr této problematiky by se měl ubírat cestou, kdy se vypočítá zakřivení všech bodů cévního systému a z těchto hodnot se následně vykalkuluje průměr, který by udával průměrné zakřivení celé retiny. Statistika by byla rozšířena o informace, které se mohou zaměřit na rozsah korespondující s patologickým zakřivením celého systému. Patologickou tortuozitu definuje lékař, nikoli daný algoritmus s nastaveným prahem. Dále pak na základě analýzy vybraných dílčích větví by lékař stanovil stav tortuozity.

Seznam literatury

- [1] PAVEL ROZSÍVAL ET AL. *Oční lékařství*. 1. vyd. Praha: Galén, 2006. ISBN 9788072624041.
- [2] ČIHÁK, Radomír, DRUGA, Rastislav a Miloš GRIM (eds.). *Anatomie*. 2., upr. a dopl. vyd. /. Praha: Grada, 2004. ISBN 978-80-247-1132-4.
- [3] KUCHYNKA, Pavel. *Oční lékařství*. 2., přepracované a doplněné vydání. Praha: Grada Publishing, 2016. ISBN 978-80-247-5079-8.
- [4] Zrak.cz. *Oční onemocnění* [online]. [cit. 2017-01-11]. Dostupné z: <http://zrak.cz/ocni-onemocneni.html>
- [5] MEDICAL TRIBUNE CZ, s.r.o. a dodavatelé obsahu (ČTK). *Nová dimenze v oftalmologii má jméno Retcam 3* [online]. 2017 [cit. 2017-01-11]. Dostupné z: <http://retinopathyprematurity.com/rop/zones/>
- [6] *Diagnostics: RETCAM: Clinical Applications in Retinopathy of Prematurity* [online]. New Delhi, 2014 [cit. 2017-01-11]. Dostupné z: <http://www.dostimes.org/pulsar9088/20140610130601100.pdf>
- [7] Fakultní nemocnice v Motole. *Tisková zpráva (k tiskové konferenci pořádané 2.2.2012 – FNM)* [online]. Praha, 2012 [cit. 2017-01-11]. Dostupné z: <http://www.fnmotol.cz/odbor-komunikace/tiskovy-servis/novinky/archiv-2012/tiskova-zprava-k-tiskove-konferenci-pora1/>
- [8] RETCAM3. *Clarity Medical Systems, Inc.*. [online]. 2017 [cit. 2017-01-11]. Dostupné z: <http://claritymsi.com/products/retcam3/>
- [9] OFTIS-OPTA. *Funduskamery* [online]. 2013 [cit. 2017-01-11]. Dostupné z: <http://www.oftis-opta.cz/katalog-vyroby/funduskamery/>
- [10] HORNOVÁ, Jara. *Oční propedeutika*. 1. vyd. Praha: Grada, 2011. ISBN 978-80-247-4087-4.
- [11] SEVERA, D. *Oftalmologická zařízení pro vyšetřování sítnice*. Brno: Masarykova univerzita v Brně, Lékařská fakulta 2009.
- [12] PILEČEK, Michal. *Fyzikální principy očních diagnostických přístrojů*. Brno, 2009. Bakalářská práce. Masarykova univerzita v Brně.
- [13] KOLARČÍK, Lukáš, Václav DEDEK a Michal PTÁČEK. *Příručka pro sestry v oftalmologii*. Praha: Grada Publishing, 2016. Sestra (Grada). ISBN 978-80-247-5458-1.
- [14] Optik Orcain. *Funduskamera* [online]. 2014 [cit. 2017-01-11]. Dostupné z: <http://www.mudrmoravcikova.cz/rady-lekare/fundus-kamera/>

- [15] ManualsLib. *Canon CR-1 Operation Manual* [online]. 2017 [cit. 2017-01-11]. Dostupné z: <https://www.manualslib.com/manual/779214/Canon-Cr-1.html#manual>
- [16] KRAJSKÁ NEMOCNICE T. BATI, a. s. *NEONATOLOGICKÁ AMBULANCE* [online]. 2012 [cit. 2017-01-11]. Dostupné z: <http://www.kntb.cz/neonatologicka-ambulance>
- [17] Sestra. *Retinopatie předčasně narozených dětí* [online]. 2010 [cit. 2017-01-11]. Dostupné z: <http://zdravi.euro.cz/clanek/sestra/retinopatie-predcasne-narozenyh-deti-449185>
- [18] ŠENKOVÁ, Kateřina. Léčba a screening retinopatie nedonošených (ROP) [online]. Brno, 2010. Disertační práce. Masarykova univerzita v Brně. [cit. 2015-09-08] Dostupné z: <https://is.muni.cz/th/29511/lf_d/phd.pdf>
- [19] HAN, Hai-Chao. Twisted Blood Vessels: Symptoms, Etiology and Biomechanical Mechanisms. *Journal of Vascular Research* [online]. 2012, **49**(3), 185-197 [cit. 2016-11-28]. DOI: 10.1159/000335123. ISSN 1423-0135. Dostupné z: <http://www.karger.com/doi/10.1159/000335123>
- [20] Image Sciences Institute. *DRIVE: Digital Retinal Images for Vessel Extraction* [online]. 2017 [cit. 2017-01-11]. Dostupné z: <http://www.isi.uu.nl/Research/Databases/DRIVE/>
- [21] STructured Analysis of the Retina. *What is STARE?* [online]. 2013 [cit. 2017-01-11]. Dostupné z: <http://cecas.clemson.edu/~ahoover/stare/>
- [22] Retinal Image Computing & Understanding. *DRIVE: Digital Retinal Images for Vessel Extraction* [online]. 2010 [cit. 2017-01-11]. Dostupné z: <http://reviewdb.lincoln.ac.uk/RelatedLinks.aspx>
- [23] Kvinta. *HTML + STŘEDOŠKOLSKÁ FYZIKA* [online]. [cit. 2017-01-11]. Dostupné z: http://kvinta-html.wz.cz/fyzika/optika/zobrazovani_optickymi_soustavami/oko.htm
- [24] Retinopathy of Prematurity (ROP) Guide. *ROP ZONES* [online]. 2017 [cit. 2017-01-11]. Dostupné z: <http://retinopathyprematurity.com/rop/zones/>
- [25] Retina. *Virginia Eye Consultants*. [online]. 2017 [cit. 2017-01-11]. Dostupné z: <https://www.virginiaeyeconsultants.com/procedures/eye-conditions/retina/>
- [26] RetCam3. *IMSystems*. [online]. 2017 [cit. 2017-01-11]. Dostupné z: <http://intelmed.ru/product/retinalnaja-kamera-retcam-3/>
- [27] Manchester 1824: The University of Manchester. *Retinal photography* [online]. [cit. 2017-01-11]. Dostupné z: <http://research.bmh.manchester.ac.uk/ena/techniques/Retinalphotography/>
- [28] Globe International. *Canon CR-2* [online]. 2005 [cit. 2017-01-11]. Dostupné z: <http://www.globe.com.hk/shebyq-jiqi/shebyq-Canon-CR-2.html>

- [29] HOLOTA, R.; FÍRT, J. *Digitalizace a zpracování obrazu*. [online]. *Digitální mikroskopie a analýza obrazu v metalografii*, s. 34-38. Plzeň, Západočeská univerzita, 2002, [online] [cit. 2016-03-15]. ISBN 80-7082-917-6. Dostupné z: <<http://home.zcu.cz/~holota5/publ/DigZprO.pdf>>
- [30] HÁJOVSKÝ, Radovan, Radka PUSTKOVÁ a František KUTÁLEK. *Zpracování obrazu v měřicí a řídicí technice*. Vyd. 1. Ostrava: Vysoká škola báňská – Technická univerzita Ostrava, 2012. [online] [cit. 2016-03-15]. ISBN 978-80-248-2596-0. Dostupné z: <<http://www.person.vsb.cz/archivcd/FEI/ZOMRT/Zpracovani%20obrazu%20v%20merici%20a%20ridici%20technice.pdf>>
- [31] KUBÍČEK, Jan. *LÉKAŘSKÉ ZOBRAZOVACÍ SYSTÉMY: Laboratorní úlohy* [online]. Ostrava, 2013 [cit. 2017-03-18].
- [32] ŠRÁMEK, Jaromír, Ondřej RÁČEK, Martin SEDLÁŘ a Vojtěch MORNSTEIN. *Získávání a analýza obrazové informace* [online]. In: . Masarykova univerzita v Brně, 2011, s. 111 [cit. 2017-03-25]. Dostupné z: <https://www.med.muni.cz/biofyz/Image/ucebnice.pdf>
- [33] JANÁS, Lukáš. *VYUŽITÍ SENZORU KINECT PRO DETEKCI OSOB* [online]. Brno, 2012 [cit. 2017-03-25]. Dostupné z: https://www.vutbr.cz/www_base/zav_prace_soubor_verejne.php?file_id=69175. Bakalářská práce. VUT V BRNĚ. Vedoucí práce Ing. JIŘÍ PŘINOSIL, Ph.D.
- [34] KŘEŠŤANOVÁ, Alice. *Algoritmus pro automatizovanou obrazovou detekci a hodnocení tortuozity sítnicového cévního řečiště* [online]. Ostrava, 2016 [cit. 2017-03-26]. Dostupné z: https://dspace.vsb.cz/bitstream/handle/10084/116259/KRE0193_FEI_B2649_3901R039_2016.pdf?sequence=1&isAllowed=y. Bakalářská práce. VŠB – Technická univerzita Ostrava. Vedoucí práce Ing. Jan Kubíček.
- [35] VLACH, Jaroslav. *Metody zpracování obrazu pro časově náročné úlohy* [online]. Liberec, 2012 [cit. 2017-03-26]. Dostupné z: http://www.mujweb.cz/jvlach/Disertace_Vlach_2012.pdf. Disertační práce. TECHNICKÁ UNIVERZITA V LIBERCI. Vedoucí práce Doc. Ing. Milan Kolář, CSc.
- [36] ŠMÍD, Radislav. *Úvod do vlnkové transformace* [online]. In: . Praha 6, 2001, s. 9 [cit. 2017-03-26]. Dostupné z: <http://measure.feld.cvut.cz/groups/diag/download/Wavelet-intro8859.pdf>
- [37] Extrakce obrazových příznaků. *Fit.vutbr.cz* [online]. VUT v Brně, 2008 [cit. 2017-03-26]. Dostupné z: <http://www.fit.vutbr.cz/~ilanik/POV/pov.pdf>
- [38] WOZNIAK, Jan. *Klasifikace objektů v obraze podle textury* [online]. Brno, 2011 [cit. 2017-03-26]. Dostupné z: <https://dspace.vutbr.cz/bitstream/handle/11012/55899/11371.pdf?sequence=1>. Bakalářská práce. VUT v Brně. Vedoucí práce Ing. Michal Španěl, Ph.D.

- [39] ZAMAZAL, Zdeněk. *Ohodnocení okolí bodů v obraze* [online]. Brno, 2011 [cit. 2017-03-28]. Dostupné z: https://www.vutbr.cz/www_base/zav_prace_soubor_verejne.php?file_id=117822. Diplomová práce. VUT v Brně.
- [40] Gabor Representations. *Its.caltech.edu* [online]. [cit. 2017-03-28]. Dostupné z: <http://www.its.caltech.edu/~matilde/GaborLocalization.pdf>
- [41] VESELÝ, Martin. *Aplikace GLM modelu v provozní praxi* [online]. Brno, 2007 [cit. 2017-03-29]. Dostupné z: https://is.muni.cz/th/78391/prif_m/Aplikace_GLM_modelu_v_provozni_praxi.pdf. Diplomová práce.
- [42] Jednoduchá lineární regrese. *Http://homel.vsb.cz* [online]. Ostrava [cit. 2017-03-29]. Dostupné z: <http://homel.vsb.cz/~lit40/STA1/Cviceni/PDF/14cRegrese.PDF>
- [43] Lineární regrese. *Http://mdg.vsb.cz* [online]. [cit. 2017-03-29]. Dostupné z: <http://mdg.vsb.cz/wiki/public/Excel4.pdf>
- [44] VRÁNOVÁ, J., J. HORÁK, K. KRÁTKÁ, M. HENDRICOVÁ a K. KOVAŘÍKOVÁ. ROC analýza a využití analýzy nákladů a přínosů k určení optimálního dělicího bodu. *ČASOPIS LÉKAŘŮ ČESKÝCH 2009* [online]. 2009, 410-415 [cit. 2017-04-09]. Dostupné z: <http://www.prolekare.cz/pdf?id=5403>
- [45] ROC Curve. *MedicalBiostatistics.com* [online]. [cit. 2017-04-09]. Dostupné z: <http://www.medicalbiostatistics.com/ROCCurve.pdf>
- [46] PROCHÁZKA, Bohumír. *Biostatistika pro lékaře: principy základních metod a jejich interpretace s využitím statistického systému R. V Praze: Univerzita Karlova v Praze, nakladatelství Karolinum, 2015. ISBN 978-80-246-2782-3.*
- [47] TAPE. *Interpreting Diagnostic Tests* [online], University of Nebraska Medical Center, [cit. 2017-04-09], <http://gim.unmc.edu/dxtests/ROC3.htm>.
- [48] Brain Image Segmentation Technique Using Gabor filter parameter. BHATTACHARYA, Dr. Debmalya, Mrs. Jibanpriya DEVI a Ms. Payal BHATTACHERJEE. *American Journal of Engineering Research* [online]. School of Electrical Engineering, Vel Tech Dr. RR & Dr. SR Technical University, Avadi, Chennai-600062, Tamil Nadu, s. 127-132 [cit. 2017-03-23]. ISSN 2320-0847. Dostupné z: [http://www.ajer.org/papers/v2\(9\)/R029127132.pdf](http://www.ajer.org/papers/v2(9)/R029127132.pdf)

Seznam příloh

Příloha I Obsah CD

Příloha I

- Bakalářská práce
- Ukázky vyvinutých a použitých algoritmů